



FILTRAGEM ONLINE SEGMENTADA BASEADA EM REDES NEURAIIS  
OPERANDO NA INFORMAÇÃO DE UM CALORÍMETRO DE ALTAS  
ENERGIAS DE FINA GRANULARIDADE

João Victor da Fonseca Pinto

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: José Manoel de Seixas

Rio de Janeiro  
Abril de 2022

*“The ringer law.”*

FILTRAGEM ONLINE SEGMENTADA BASEADA EM REDES NEURAIIS  
OPERANDO NA INFORMAÇÃO DE UM CALORÍMETRO DE ALTAS  
ENERGIAS DE FINA GRANULARIDADE

João Victor da Fonseca Pinto

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO  
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA  
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR  
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Orientador: José Manoel de Seixas

Aprovada por: Prof. José Manoel de Seixas

Prof. Aluizio Fausto Ribeiro Araujo

Prof. Francisco Marcos de Assis

Prof. Alexandre Gonçalves Evsukoff

Prof. José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes

Prof. Erica Ribeiro Polycarpo Macedo

Dr. Werner Spolidoro Freund

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

ABRIL DE 2022

Pinto, João Victor da Fonseca

Filtragem Online Segmentada Baseada em Redes Neurais Operando na Informação de um Calorímetro de Altas Energias de Fina Granularidade/João Victor da Fonseca Pinto. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2022.

XXVIII, 257 p.: il.; 29, 7cm.

Orientador: José Manoel de Seixas

Tese (doutorado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2022.

Referências Bibliográficas: p. 185 – 201.

1. Redes Neurais. 2. Classificação. 3. Filtragem Online. 4. Ensemble Learning. 5. Deep Learning. 6. Simulação. 7. Empilhamento de Sinais. 8. Calorímetro. 9. Física de Altas-Energias. I. Seixas, José Manoel de. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

# Agradecimentos

Gostaria de agradecer à minha esposa, Lidia Fernandes, por todo incentivo, carinho e auxílio durante essa importante etapa em minha formação. Seu apoio foi essencial para o cumprimento de todas as infinitas tarefas e objetivos que desdobram desse trabalho. O mérito também é seu.

Aos meus pais João da Fonseca Pinto e Maria da Conceição Nunes Pinto por todo o apoio, mesmo que de longe. Aos meus padrinhos, Cleusa e Jorge Bastos, e seus filhos Carla e Alan Bastos, por toda ajuda e orientação que foram determinantes em minha formação e escolhas. Aos meus irmãos Marcelo Pinto e Maria Carolina Pinto e cunhado Sandro Vieira, pelo apoio e incentivo desde o início. Aos meus familiares, em especial minha tia, Cecília Nunes, por todo suporte e amor ao longo de toda a trajetória de minha vida. Aos meus sogros, Solange Fernandes e Fernandes por todo o suporte, incentivo e apoio nessa importante fase. Espero, através desse documento, deixar um pouco mais claro, ou pelo menos tentar, o que foi feito nesses anos de colaboração com o CERN.

Agradeço ao meu orientador acadêmico, e amigo, José Manoel de Seixas, que neste ano, compartilharemos 10 anos de pesquisa e trabalho juntos. Obrigado por todos os conselhos, oportunidades e puxões de orelha ao longo desses anos. Cabe aqui também agradecer ao meu outro orientador e amigo, Werner Freund, por todas as noites em claro preparando inúmeras apresentações para o dia seguinte, linhas de código, discussões sobre o projeto e inúmeros outros perrengues. À Márcia Begalli pelos conselhos e discussões sobre o funcionamento dos simuladores, muito obrigado.

Durante 6 meses morei em Genebra, Suíça, onde tive um momento bastante marcante de minha vida, na companhia de Victor Ferraz, Rafael Gama, Werner Freund, Dona Vera, Seu Eduardo e outros. Eu gostaria de agradecer muito a vocês pela companhia e pelo ótimo momento que passamos juntos. Ao Rafael e Victor pelas culinárias, doces, filmes e passeios aleatórios e divertidos. A Dona Vera, não há palavras para expressar a gratidão pelo carinho.

Agradeço também ao professor Carlos José Ribas D'Avilla, conhecido como Casé pelos corredores do bloco H, a todo o apoio e suporte durante esses 6 anos de mestrado e doutorado. Sem o seu apoio e compreensão muita coisa, descrita neste texto, não seria possível. Agradeço, ainda, toda à equipe do Laboratório de Aplicações

tecnológicas para o Setor Produtivo e Industrial (LASPI), do qual obtive grandes amigos: Raphael Andrade, Brenno, Caio, Luciano, todos. Finalmente, aos meus amigos de laboratório, Micael Veríssimo, Edmar Egídio, Juan Marin, Gabriel Milan e colegas de pesquisa no CERN, Christopher Meyer, Fernando Morticelli, Denis Damazio e muitos outros que fizeram-se peças chave na construção deste trabalho e de minha trajetória.

Agradeço ao CNPq, CAPES e FAPEMIG pelo apoio financeiro ao trabalho. À UFJF, à colaboração ATLAS no CERN, em especial ao *TriggerEgamma*, por acreditar e apoiar este trabalho. Agradeço também ao Povo Brasileiro que indiretamente ou diretamente financiou este trabalho. Aos membros da banca examinadora, pela disponibilidade em avaliar este trabalho. For fim, obrigada a todos os meus professores e todos que contribuíram de alguma forma para o meu crescimento acadêmico e pessoal durante toda esta caminhada.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

FILTRAGEM ONLINE SEGMENTADA BASEADA EM REDES NEURAIAS  
OPERANDO NA INFORMAÇÃO DE UM CALORÍMETRO DE ALTAS  
ENERGIAS DE FINA GRANULARIDADE

João Victor da Fonseca Pinto

Abril/2022

Orientador: José Manoel de Seixas

Programa: Engenharia Elétrica

O ATLAS é um dos principais experimentos do LHC e tem como objetivo investigar os constituintes fundamentais da matéria e suas interações. No LHC as partículas são colididas a cada 25 *ns* podendo alcançar uma energia de até 14 TeV e gerar um grande volume de dados (70 TB/s). Os elétrons representam os estados finais em muitos decaimentos de interesse na física, sendo mascarados por um intenso ruído de fundo composto por jatos hadrônicos. Para lidar com o volume de informação, o ATLAS implementa um sistema de filtragem *online* para eliminar grande parte da informação não relevante e preservar a física de interesse. Em geral os algoritmos empregados nos primeiros estágios de seleção, mais simples, devem eliminar grande parte do ruído de fundo e permitir que os algoritmos dos estágios posteriores, mais custosos computacionalmente, sejam executados somente em eventos próximos da física de interesse. Assim, um discriminador baseado em um *ensemble* de redes neurais, o *NeuralRinger*, alimentado por um sistema de compactação de dados que se beneficia do perfil de deposição energético das partículas no calorímetro é utilizado para tomar a decisão, mais eficiente, no primeiro estágio de seleção de elétrons no ATLAS. Este trabalho tem como propósito apresentar diferentes estratégias baseadas em aprendizado profundo e fusão da informação utilizando os sinais dos calorímetros e variáveis de traço, reconstruídas nos estágios iniciais do sistema de filtragem *online*, com o objetivo de aperfeiçoar a seleção de elétrons, através do *NeuralRinger*, para o início da *Run 3*. Ainda, em um cenário de longo prazo, por exemplo a *Run 4*, discute-se o desenvolvimento de um *framework* de reconstrução e simulação de eventos baseado em um calorímetro genérico.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

ONLINE FILTERING BASED ON NEURAL NETWORKS OPERATING ON  
THE INFORMATION OF A CALORIMETER OF HIGH ENERGY AND HIGH  
GRANULARITY

João Victor da Fonseca Pinto

April/2022

Advisor: José Manoel de Seixas

Department: Electrical Engineering

ATLAS is one of the LHC's main experiments and aims to investigate the fundamental constituents of matter and their interactions. In the LHC, particles are collided every 25 *ns* and can reach an energy of up to 14 TeV and generate a large volume of data (70 TB/s). Electrons represent the final states in many decays of interest in physics, being masked by an intense background noise composed of hadronic jets. To deal with the volume of information, ATLAS implements an *online* filter system to eliminate much of the non-relevant information and preserve the physics of interest. In general, the algorithms used in the simpler first stages of selection should eliminate much of the background noise and allow the algorithms of the later stages, which are more computationally expensive, to be executed only on events close to the physics of interest. Thus, a discriminator based on an *ensemble* of neural networks, the *NeuralRinger*, powered by a data compression system that benefits from the energy deposition profile of the particles in the calorimeter is used to make the most efficient decision in the first stage of electron selection in ATLAS. This work aims to present different strategies based on deep learning and information fusion using the signs of calorimeters and track variables, reconstructed in the early stages of the *online* filtering, in order to improve the selection of electrons, through *NeuralRinger*, for the beginning of *Run 3*. Also, in a long-term scenario, for example *Run 4*, the development of a *framework* for the reconstruction and simulation of events based on a generic calorimeter is discussed.



# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>xiii</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xviii</b>
<b>Lista de Símbolos</b>	<b>xxii</b>
<b>Lista de Abreviaturas</b>	<b>xxv</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação	2
1.2 Contribuições Deste Trabalho	4
1.2.1 O que foi feito	5
1.3 Organização do Documento	7
<b>2 O Experimento ATLAS</b>	<b>9</b>
2.1 A Física de Partículas e o Modelo Padrão	9
2.1.1 As Partículas de Interesse Para Este Trabalho	11
2.2 O Projeto <i>Large Hadron Collider</i> (LHC)	11
2.3 O Experimento ATLAS	12
2.3.1 O Detector Interno	14
2.3.1.1 Detector de Pixeis	15
2.3.1.2 Detector de Rastreamento por Semicondutores (SCT)	16
2.3.1.3 Detector de Rastreamento por Transição de Radiação (TRT)	16
2.3.2 O Sistema de Calorimetria	16
2.3.2.1 Pré-amostrador (PS) e Cintiladores	18
2.3.2.2 Barril (EMB) e Tampas (EMEC) do Calorímetro Eletromagnético	20
2.3.2.3 Calorímetro Hadrônico de Telhas ( <i>TileCal</i> )	21
2.3.2.4 Tampas do Calorímetro Hadrônico (HEC)	22
2.3.2.5 Calorímetro Dianteiro (FCal)	22
2.4 Sistema de Filtragem	22

2.5	Interação das Partículas . . . . .	23
<b>3</b>	<b>Estratégias de <i>Trigger</i> em Experimentos de Altas Energias</b>	<b>27</b>
3.1	Sistemas de Filtragem <i>Online</i> . . . . .	27
3.1.1	Sistemas de Aquisição e Controle de Dados . . . . .	28
3.1.2	Arquiteturas de Trigger em Experimentos de Colisão . . . . .	29
3.2	Identificação <i>Online</i> de Partículas em Experimentos de Altas Energias	31
3.2.1	A Utilização de Redes Neurais na Identificação de Partículas .	31
3.2.2	A Utilização de Aprendizado Profundo na Identificação de Partículas . . . . .	33
3.2.3	A Utilização de Fusão da Informação na Identificação de Partículas . . . . .	34
3.2.4	A Utilização de <i>Ensemble Learning</i> na Inteligência Computacional . . . . .	35
<b>4</b>	<b>Sistema de Filtragem do ATLAS para Elétrons</b>	<b>37</b>
4.1	Sistema de Filtragem offline para Elétrons . . . . .	38
4.1.1	Reconstrução de Elétrons . . . . .	39
4.1.1.1	As Grandezas Físicas para Discriminação de Elétrons	40
4.1.1.2	Estratégia para Discriminação de Elétrons . . . . .	42
4.1.1.3	Critério de Isolamento em Elétrons . . . . .	45
4.1.1.4	Resiliência ao Efeito de Empilhamento . . . . .	46
4.2	Arquitetura do Sistema de Filtragem <i>Online</i> do ATLAS para Elétrons.	48
4.2.1	Configuração do <i>Menu</i> de <i>trigger</i> . . . . .	49
4.2.2	Primeiro Nível de Filtragem (L1Calo) . . . . .	54
4.2.3	Sistema de Filtragem de Alto Nível (HLT) . . . . .	56
4.2.3.1	Reconstrução Rápida do Calorímetro . . . . .	58
4.2.3.2	Pre-Seleção Rápida para Elétrons . . . . .	60
4.2.3.3	Reconstrução Rápida do Traço e Pre-Seleção de Elétrons . . . . .	62
4.2.3.4	Etapa de Precisão . . . . .	62
4.3	Método <i>Tag and Probe</i> . . . . .	63
<b>5</b>	<b>Método Proposto para <i>Run 3</i></b>	<b>65</b>
5.1	Algoritmo de Anelamento para o Experimento ATLAS . . . . .	66
5.2	O <i>NeuralRinger</i> para Elétrons na Etapa Rápida de Calorimetria . . .	69
5.2.1	Método de Ajuste dos Modelos para 2017 . . . . .	72
5.2.1.1	Seleção de Eventos por Simulação . . . . .	74
5.2.1.2	Figuras de Mérito . . . . .	75
5.2.1.3	Pontos de Operação . . . . .	76

5.2.1.4	Ajuste dos Modelos . . . . .	77
5.2.1.5	Diferenças entre Simulação e Dados Reais . . . . .	78
5.2.1.6	Ajuste de Eficiência dos Modelos em Dados de Colisão . . . . .	80
5.2.1.7	Resiliência ao Efeito de Empilhamento . . . . .	81
5.2.2	Método de Ajuste dos Modelos para 2018 . . . . .	82
5.2.2.1	Seleção de Eventos em Dados de Colisão de 2017 . . . . .	84
5.2.2.2	Ajuste dos Modelos e Eficiência . . . . .	84
5.2.3	Limitações do <i>NeuralRinger</i> . . . . .	85
5.3	Novas Estratégias na Identificação de Elétrons Baseadas no <i>Neural-</i> <i>Ringer</i> para a <i>Run 3</i> . . . . .	87
5.3.1	Fusão da Informação . . . . .	87
5.3.2	Aprendizado Profundo . . . . .	90
5.3.3	Combinação das Abordagens de Fusão da Informação e Apre- ndizado Profundo . . . . .	92
5.3.4	Considerações Sobre a Estratégia de Janelamento . . . . .	92
5.3.5	Representação Alternativa Para os Anéis . . . . .	94
5.4	Fusão da Informações entre Anéis e o Traço Carregado . . . . .	95
5.4.1	Decisão em Dois Estágios na Etapa Rápida . . . . .	97
<b>6</b>	<b>Resultados</b>	<b>100</b>
6.1	Início das Operações: Comissionamento . . . . .	101
6.1.1	Treinamento em Dados Reais . . . . .	102
6.1.2	Emulação das Cadeias . . . . .	104
6.1.2.1	Operação em Dados <i>Boosted</i> . . . . .	108
6.2	Extensão do <i>NeuralRinger</i> Para o FastElectron . . . . .	110
6.2.1	Treinamento em Dados Reais . . . . .	110
6.2.2	Emulação Das Cadeias Ringer Com dois Estágios . . . . .	111
6.2.2.1	Operação em Dados <i>Boosted</i> . . . . .	116
6.3	Novas Estratégias na Identificação de Elétrons Baseadas no <i>Neural-</i> <i>Ringer</i> Para o FastCalo . . . . .	118
6.3.1	Abordagem Utilizando a Informação Anelada Completa . . . . .	119
6.3.1.1	Emulação das Cadeias . . . . .	123
6.3.2	Abordagem Utilizando Metade da Informação Anelada . . . . .	128
6.3.2.1	Emulação das Cadeias . . . . .	132
6.4	Impacto nas Demandas de CPU para <i>Run 3</i> . . . . .	135
<b>7</b>	<b>Ambiente de Simulação e Reconstrução de Eventos</b>	<b>138</b>
7.1	Os Principais Ambientes de Simulação e Reconstrução de Eventos Na Física de Altas Energias . . . . .	139

7.1.1	Simulação Completa e Reconstrução de Eventos no Experimento ATLAS . . . . .	139
7.1.1.1	Visão Geral do <i>Athena</i> . . . . .	140
7.1.1.2	Cadeia de Simulação . . . . .	141
7.1.2	Simulação Rápida de Eventos Em Experimentos Genéricos Utilizando O Framework Delphes . . . . .	143
7.1.2.1	Estimação de Energia nos Calorímetros . . . . .	144
7.1.3	Simulação Rápida de Eventos Em Experimentos Genéricos Utilizando Redes Neurais . . . . .	146
7.2	<i>Lorenzetti</i> : Um <i>Framework</i> de Reconstrução e Simulação de Partículas em Um Calorímetro Genérico . . . . .	147
7.2.1	Característica Gerais do Simulador . . . . .	148
7.2.2	O Sistema de Calorimetria . . . . .	151
7.2.3	Campo Magnético . . . . .	151
7.2.4	Cadeia de Simulação . . . . .	151
7.2.4.1	Geração . . . . .	153
7.2.4.2	Simulação . . . . .	156
7.2.4.3	Mesclagem . . . . .	157
7.2.4.4	Digitalização . . . . .	157
7.2.4.5	Reconstrução dos Objetos Físicos . . . . .	161
7.2.5	Resultados . . . . .	162
7.2.5.1	Tempo de Simulação . . . . .	162
7.2.5.2	Dados Simulados . . . . .	164
<b>8</b>	<b>Desdobramentos do <i>NeuralRinger</i> para a <i>Run 3</i></b>	<b>167</b>
8.1	A Troca Para Cadeia <i>Ringer</i> Em Elétrons de Baixa Energia . . . . .	168
8.2	O <i>NeuralRinger</i> Para Fótons . . . . .	169
8.3	Calibração de Energia Na Etapa Rápida de Calorimetria . . . . .	172
8.4	Extensão das Cadeias de Elétrons Para a Região <i>Forward</i> . . . . .	173
<b>9</b>	<b>Conclusões e Trabalhos Futuros</b>	<b>175</b>
9.1	Trabalhos Futuros . . . . .	182
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>185</b>
<b>A</b>	<b>Coordenadas do ATLAS</b>	<b>202</b>
<b>B</b>	<b>Algoritmos Utilizados</b>	<b>205</b>
B.1	Algoritmo <i>Tag and Probe</i> . . . . .	205
B.2	Algoritmo de Anelamento para o ATLAS . . . . .	206

<b>C</b>	<b>Resultados do <i>NeuralRinger</i> para <i>Run 2</i></b>	<b>209</b>
C.1	Operação em 2017 . . . . .	210
C.1.1	Treinamento com Dados de Simulação . . . . .	210
C.1.2	Comissionamento . . . . .	213
C.1.3	A Troca para Cadeia <i>ringer</i> . . . . .	217
C.1.4	Impacto nas Demandas em CPU no <i>FastCalo</i> . . . . .	221
C.2	Operação em 2018 . . . . .	224
C.2.1	Treinamento em dados reais . . . . .	224
C.2.2	Comparação . . . . .	226
C.3	Impacto Nas Variáveis do <i>Offline</i> . . . . .	230
C.3.1	Análise de Quadrante . . . . .	231
C.3.1.1	Resultados . . . . .	231
<b>D</b>	<b>Informações Sobre o Ajuste dos Modelos</b>	<b>238</b>
D.1	Ferramentas Utilizadas . . . . .	238
D.2	Topologias das Redes Neurais . . . . .	240
D.2.1	Topologia v8 . . . . .	240
D.2.2	Topologia v9 . . . . .	241
D.2.3	Topologia v10 . . . . .	242
D.2.4	Topologia v11 . . . . .	243
D.2.5	Topologia v16 . . . . .	245
D.2.6	Topologia v2_el . . . . .	246
<b>E</b>	<b>Produção Acadêmica</b>	<b>247</b>
E.1	Artigos Publicados em Revista . . . . .	247
E.1.1	Em Revisão . . . . .	249
E.2	Artigos Publicados em Anais de Congresso . . . . .	250
E.3	Resumos Publicados em Anais de Congresso . . . . .	251
E.4	Outras Contribuições . . . . .	254
E.4.1	Projeto de <i>Authorship</i> do ATLAS . . . . .	254
E.4.2	Coordenação de grupo <i>TriggerEgamma</i> . . . . .	255
E.4.3	Reportagens em Veículos de Comunicação . . . . .	255

# Lista de Figuras

1.1	Contribuições realizados pelo autor deste trabalho ao longo dos anos.	4
2.1	O modelo padrão além da física conhecida.	10
2.2	Uma descrição do complexo de aceleradores do CERN.	12
2.3	O experimento ATLAS.	13
2.4	O detector interno do ATLAS.	15
2.5	O sistema de calorimetria do ATLAS.	17
2.6	Esboço da estrutura do acordeão e suas camadas.	20
2.7	Esboço contendo diversos exemplos de partículas interagindo com os detectores do ATLAS	25
2.8	Visualização dos sinais registrados, em duas vistas diferentes, pelo experimento ATLAS em 17 de abril de 2018.	26
4.1	Perfis em dados de simulação de 2015 para a grandeza $E_{ratio}$ reconstruída em <i>offline</i> .	43
4.2	Esquemático do sistema de TDAQ do experimento ATLAS.	48
4.3	Torres do primeiro nível de <i>trigger</i>	54
4.4	Configuração das cadeias de <i>trigger</i> e seus respectivos critérios (L1Item) associados.	56
4.5	Sequência básica do <i>trigger</i> de Elétrons utilizada na <i>Run-2</i>	57
4.6	As grandezas descritivas de calorimetria na etapa rápida para elétrons/fótons (e jatos).	61
5.1	Ilustração do processo de anelamento de uma região candidata nos calorímetros eletromagnético e hadrônico do ATLAS.	69
5.2	Comparação dos diagramas de fluxo de processamento para os <i>triggers</i> de elétrons.	70
5.3	Distribuições marginais do primeiro anel não normalizado da EM1.	74
5.4	Diferenças entre dados de simulação de 2015 e dados reais obtidos no ano de 2016 para uma região do espaço de fase.	79
5.5	Saída do <i>NeuralRinger</i> em função de $\langle\mu\rangle$ para elétrons <i>probes</i> ( $Z \rightarrow ee$ ) em dados de colisão de 2016.	82

5.6	Saída do <i>NeuralRinger</i> em função de $\langle\mu\rangle$ para elétrons <i>probes</i> ( $Z \rightarrow ee$ ) em dados de colisão de 2017. . . . .	85
5.7	Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT em dados de simulação de $gg \rightarrow \text{radion (3 TeV)} \rightarrow VV \rightarrow eeqq$ em função da energia transversa (a) e $\Delta R$ (b) entre dois elétrons. . . . .	86
5.8	Ilustração de um objeto físico central com interferência de um segundo objeto na periferia no plano $\eta \times \phi$ das células de um calorímetro. . . . .	94
5.9	Ilustração do processo de reorganização dos anéis para a estrutura em espiral. . . . .	96
5.10	Comparação entre os diagramas de fluxo de processamento para a cadeia ringer utilizada durante a <i>Run 2</i> e a cadeia ringer proposta para a <i>Run 3</i> . . . . .	98
6.1	Eficiência emulada das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de 2017. . . . .	106
6.2	Curvas de rejeição emuladas para falsos candidatos na saída do FastCalo medidas em dados de colisão de 2017 . . . . .	107
6.3	Eficiência em detecção de elétrons em função do $\Delta R$ entre léptons colimados em simulações de Monte Carlo <i>boosted</i> na saída do FastCalo. . . . .	109
6.4	Eficiência emulada das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de 2017 . . . . .	113
6.5	Curvas de rejeição emuladas para falsos candidatos na saída do FastElectron medidas em dados de colisão de 2017 . . . . .	114
6.6	Eficiência em detecção de elétrons em função do $\Delta R$ entre léptons colimados em simulações de Monte Carlo <i>boosted</i> na saída do FastElectron. . . . .	117
6.7	Eficiência emulada das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de 2017 para todas as estratégias alimentadas com a informação completa dos anéis. . . . .	123
6.8	Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos por emulação para todas as estratégias alimentadas com a informação completa dos anéis. . . . .	125
6.9	Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017. . . . .	126
6.10	Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017. . . . .	127
6.11	Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos por emulação para todas as estratégias alimentadas com metade da informação completa dos anéis. . . . .	132

6.12	Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017. . . .	133
6.13	Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017. . . .	134
7.1	Etapas de simulação de eventos, de forma simplificada, realizadas pelo <i>framework Athena</i> . . . . .	142
7.2	Diagrama de implementação do <i>framework</i> de reconstrução de eventos no modo de execução do <i>Geant</i> . . . . .	150
7.3	Visão em corte do calorímetro genérico utilizado pelo <i>Lorenzetti</i> para simulação de eventos. . . . .	152
7.4	Cadeia de simulação de eventos de $Z \rightarrow ee$ com empilhamento. . . . .	154
7.5	Formato dos pulsos eletrônicos das células do calorímetro. . . . .	158
7.6	Ilustração da janela de leitura do pulso eletrônico emulado afetado pelo sinal fora da janela de tempo . . . . .	159
7.7	Ilustração do procedimento de simulação do empilhamento <i>in-time</i> e <i>out-of-time</i> em uma determinada célula do calorímetro. . . . .	160
7.8	Estimativa de tempo médio para os diferentes processos físicos em cada uma das etapas da cadeia de simulação. . . . .	163
7.9	Grandezas físicas descritivas de calorimetria relacionadas ao vazamento lateral ( $R_{had}$ ) e longitudinal ( $R_{had}$ ). . . . .	165
7.10	Grandeza física $E_{ratio}$ calculada a partir das células da primeira camada eletromagnética (EM1). . . . .	165
7.11	Grandezas físicas descritivas de calorimetria relacionadas ao vazamento lateral ( $R_{\eta}$ ) e longitudinal ( $R_{had}$ ) em simulações com e sem empilhamento. . . . .	166
8.1	Eficiência emulada das cadeias de fótons medidas em dados de simulação. . . . .	170
A.1	Sistema de coordenadas cartesianas do experimento ATLAS. . . . .	203
A.2	Seção de corte longitudinal do ECAL do ATLAS . . . . .	204
C.1	Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos no período de comissionamento entre os dias 05-30 de junho (antes da TS1). . . . .	217
C.2	Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho) . . . . .	218



C.3	Curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho).	219
C.4	Curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do HLT, medidas em dados de colisão obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho).	220
C.5	Tempo de execução em CPU para cada evento de cruzamento de pacote para o algoritmo de reconstrução da etapa rápida de elétrons (FastCalo).	221
C.6	Tempo total de execução em CPU para cada evento de cruzamento de pacote para o algoritmo de teste de hipótese da etapa rápida de elétrons (FastCalo).	222
C.7	Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de 2017, obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho), e 2018.	227
C.8	Curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo medidas em dados de colisão 2017, obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho), e 2018.	228
C.9	Gráficos de quadrante para o $R_\eta$ reconstruído ( <i>offline</i> ) usando regiões de $ \eta $ empregadas em medições de eficiência dentro do espaço de fase $35 < E_T$ [GeV] < 40.	232
C.10	Gráfico de quadrante das variáveis do calorimetrias reconstruídas pelo <i>offline</i> utilizadas pelo algoritmo de verossimilhança na região de $0.6 <  \eta  < 0.8$ e $30 < E_T$ [GeV] < 35.	235
C.11	Gráfico de quadrante com o comportamento de perfil específico para a variável $W_{\eta,2}$ reconstruída pelo <i>offline</i> nas regiões $2,01 <  \eta  < 2,37$ e $2,37 <  \eta  < 2,47$ em $35 < E_T$ [GeV] < 40	235
C.12	Gráfico de quadrante com o comportamento de perfil específico para a variável $f_3$ reconstruída pelo <i>offline</i> nas regiões $2,01 <  \eta  < 2,37$ e $2,37 <  \eta  < 2,47$ em $35 < E_T$ [GeV] < 40	236
C.13	Gráfico de quadrante com o comportamento de perfil específico para a variável $R_{had}$ reconstruída pelo <i>offline</i> na região do <i>crack</i> ( $1,37 <  \eta  < 1,52$ ).	236
C.14	Gráfico de quadrante das variáveis do ID reconstruídas pelo <i>offline</i> utilizadas pelo algoritmo de verossimilhança para a região de $0.6 <  \eta  < 0.8$ e $30 < E_T$ [GeV] < 35.	237
D.1	Topologia da rede neural de fusão referente a estratégia v8.	240

D.2	Topologia das redes especialistas utilizadas para treinar a rede de fusão da estratégia v9. . . . .	241
D.3	Topologia da rede neural de fusão referente a estratégia v9. . . . .	242
D.4	Topologia da rede neural referente a estratégia v10. . . . .	243
D.5	Topologia da rede neural referente a estratégia v11. . . . .	244
D.6	Topologia da rede neural referente a estratégia v16. . . . .	245
D.7	Topologia da rede neural referente a estratégia v2_el. . . . .	246

# Lista de Tabelas

2.1	Região de cobertura em $\eta$ , granularidade e número de canais de leitura das camadas dos calorímetros . . . . .	19
4.1	Definição das grandezas empregadas pelo ATLAS para discriminação de elétrons. . . . .	41
4.2	Cobertura das regiões em $\eta$ empregadas para as análises realizadas pela ATLAS. . . . .	45
4.3	Fronteira das regiões em $E_T$ empregadas pelo ATLAS para avaliação de eficiência, aplicação de limiares de decisão e ajuste dos modelos da <i>LLH</i> . . . . .	45
4.4	Descrição de algumas assinaturas aplicadas no <i>Trigger</i> . . . . .	53
5.1	Descrição das amostragens longitudinais dos calorímetros compondo camadas e seções no algoritmo de anelamento. . . . .	67
5.2	Fronteiras para as regiões em $\eta$ e $E_T$ empregado no ajuste dos modelos para a seleção de eventos em 2017. . . . .	73
5.3	Número de eventos de sinal e ruído extraídos a partir de dados de simulação de Monte Carlo de 2015. . . . .	75
5.4	Nomes, símbolos e definições das figuras de mérito empregadas. . . . .	76
5.5	Fronteiras para as regiões em $\eta$ e $E_T$ empregado no ajuste dos patamares para a seleção de eventos em 2017. . . . .	80
5.6	Fronteiras para as regiões em $\eta$ e $E_T$ empregado no ajuste dos modelos e patamares de decisão para o <i>ensemble</i> utilizado em 2018. . . . .	83
5.7	Número de eventos de sinal e ruído extraídos a partir de dados de 2017. . . . .	84
5.8	Estratégia de normalização dos padrões discriminantes baseados em calorimetria (anéis e grandezas físicas) aplicados durante o treinamento e operação dos modelos. . . . .	89
6.1	Valores de eficiência obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação de maior pureza ( <i>tight</i> ), para as versões v8 e v12. . . . .	103

6.2	Valores de eficiência obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo ( <i>vloose</i> ), para as versões v8 e v12. . . . .	103
6.3	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de maior pureza ( <i>tight</i> ) da referência (T2Calo), para as versões v8 e v12. . . . .	104
6.4	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério menos restritivo ( <i>vloose</i> ) da referência (T2Calo), para as versões v8 e v12. . . . .	104
6.5	Valor percentual (HLT e FastCalo) em eficiência de sinal e falso alarme nos dois últimos anos da <i>Run-2</i> para cada uma das assinaturas primárias operando com as estratégias v8 (atual) e v12. . . . .	108
6.6	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de referência (T2Electron). . . . .	111
6.7	Valores de eficiência obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação do algoritmo T2Electron, para para a versão v2_el. . . . .	112
6.8	Valor percentual (FastCalo, FastElectron e HLT) em eficiência de sinal e falso alarme nos dois últimos anos da <i>Run 2</i> para cada uma das assinaturas primárias operando com as estratégias v8 (atual), v12 e v17. . . . .	115
6.9	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de maior pureza ( <i>tight</i> ) da referência (T2Calo), para as versões alimentadas por todos os anéis. . . . .	120
6.10	Valores de eficiência obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo ( <i>vloose</i> ), para as versões alimentadas por todos os anéis. . . . .	121
6.11	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de maior pureza ( <i>tight</i> ) da referência (T2Calo), para as versões alimentadas por todos os anéis. . . . .	122
6.12	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério menos restritivo ( <i>vloose</i> ) da referência (T2Calo), para as versões alimentadas por todos os anéis. . . . .	122
6.13	Fronteiras para as regiões em $\eta$ e $E_T$ empregada no ajuste dos modelos e patamares de decisão, considerando a região de alta energia ( $E_T > 100$ GeV). . . . .	124
6.14	Valores de eficiência obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação para cada região do espaço de fase, para todas as versões. . . . .	129

6.15	Valores de eficiência obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação para cada região do espaço de fase, para todas as versões.	130
6.16	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de maior pureza ( <i>tight</i> ) da referência (T2Calo), para todas as versões. . . . .	131
6.17	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério menos restritivo ( <i>vloose</i> ) da referência (T2Calo), para todas as versões. . . . .	131
7.1	Região de cobertura em $\eta$ , granularidade das células (ou <i>hits</i> ) e camadas utilizadas no calorímetro simulado. . . . .	153
7.2	Tempo médio de simulação do <i>Geant</i> (em segundos) para 10 eventos em cada um dos processos físicos disponibilizados pelo simulador. . . . .	164
8.1	Emulação das eficiências para os estágios de seleção do HLT e Fast-Calo em cada uma das assinaturas de baixa energia presentes no <i>menu</i> de elétrons. . . . .	169
8.2	Emulação das eficiências para os estágios de seleção do HLT e Fast-Calo em cada uma das assinaturas presentes no <i>menu</i> de fótons. . . . .	171
B.1	Descrição das amostragens longitudinais dos calorímetros comundo camadas e seções no algoritmo de anelamento. . . . .	207
C.1	Topologia dos modelos para cada um dos espaços de fase do <i>ensemble</i> de redes neurais. . . . .	211
C.2	Valores de eficiência ( $P_D$ , $SP$ , $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação de maior pureza ( <i>tight</i> ), para a versão v6. . . . .	212
C.3	Valores de eficiência ( $P_D$ , $SP$ , $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo ( <i>vloose</i> ), para a versão v6. . . . .	212
C.4	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de maior pureza ( <i>tight</i> ) da referência (T2Calo), para a versão v6 . . . . .	213
C.5	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério menos restritivo ( <i>vloose</i> ) da referência (T2Calo), para a versão v6. . . . .	213
C.6	Emulação das eficiências para os estágios de seleção do HLT para as cadeias ringer e noringer em previsões <i>offline</i> para o menu de 2016 em dados de colisão e simulação. . . . .	215

C.7	Dados de reprocessamento obtidos a partir de duas <i>runs</i> compostas somente por ruído físico do experimento. . . . .	216
C.8	Valores de eficiência ( $P_D$ , $SP$ , $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação de maior pureza ( <i>tight</i> ), para a versão v8. . . . .	225
C.9	Valores de eficiência ( $P_D$ , $SP$ , $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo ( <i>vloose</i> ), para a versão v8. . . . .	225
C.10	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério de maior pureza ( <i>tight</i> ) da referência (T2Calo), para a versão v8. . . . .	226
C.11	Eficiência integrada de todas regiões do <i>ensemble</i> para as redes ajustadas (em $P_D$ ) no critério menos restritivo ( <i>vloose</i> ) da referência (T2Calo), para a versão v8. . . . .	226
C.12	Valor percentual em eficiência de sinal (HLT) e falso alarme (HLT e FastCalo) para três diferentes períodos de tempo durante os dois últimos anos da <i>Run-2</i> para cada uma das assinaturas primárias utilizadas.	229
C.13	Seleção adaptada do critério de seleção $Z \rightarrow ee$ T&P aplicado na análise de concordância e quadrante. . . . .	230

# Lista de Símbolos

$d_0$	ver Tabela 4.1. 41, 183
$d_0/\sigma_{d_0}$	ver Tabela 4.1. 41
$\Delta p/p$	ver Tabela 4.1. 41
$\Delta R$	$\Delta R^2 = \eta^2 + \phi^2$ . xxii, xxiii, 45, 46
$\Delta\eta_1$	ver Tabela 4.1. 41
$\Delta\phi_2$	ver Tabela 4.1. 41
$\Delta\phi_{res}$	ver Tabela 4.1. 41
EM1	primeira camada EM. 39, 42, 45, 58, 67, 68, 74, 162, 207, 214
EM2	segunda camada EM. 39, 40, 67, 68, 207
EM3	terceira camada EM. 39, 59, 67, 68, 162, 207
$E/p$	ver Tabela 4.1. 41
eProbabilityHT	ver Tabela 4.1. 40, 41
$E_{ratio}$	ver Tabela 4.1. xiii, 41–43
$E_T$	energia transversa. Ver Tópico ??. xxii, 41, 45, 64, 213, 215
$\eta$	pseudorrapidez. xviii, xxii, 13, 45, 214, 216
$\eta_{0,uh}$	primeira região empregada em análises da Colaboração, compreendida entre $0 <  \eta  < 0,6$ . xxii, 45
$\eta_{1,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $0,6 <  \eta  < 0,8$ . 45
$\eta_{2,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $0,8 <  \eta  < 1,15$ . 45
$\eta_{3,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $1,15 <  \eta  < 1,37$ . 45
$\eta_{4,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $1,37 <  \eta  < 1,52$ . 45
$\eta_{5,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $1,52 <  \eta  < 1,81$ . 45
$\eta_{6,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $1,81 <  \eta  < 2,01$ . 45
$\eta_{7,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $2,01 <  \eta  < 2,37$ . 45
$\eta_{8,uh}$	idem $\eta_{0,uh}$ , porém $2,37 <  \eta  < 2,47$ . 45
$E_T^{\text{cone},\Delta R}$	isolamento em energia. 45
$\cancel{E}_T$	energia transversa faltante. 51

$f_1$	ver Tabela 4.1. 41
$f_3$	ver Tabela 4.1. 41
HAD1	primeira camada HAD. 67, 68, 207
HAD2	segunda camada HAD. 67, 68, 207
HAD3	terceira camada HAD. 67, 68, 207
LAr	argônio líquido. 18, 20–22, 47
$l$	comprimento. 16
$\langle\mu\rangle$	número médio de interações por cruzamento de pacote. xiii, xiv, 47, 81, 82, 85, 106, 107, 114, 123, 177, 217–221, 227, 228
$n_{blayer}$	ver Tabela 4.1. 41
$\lceil n \rceil$	inteiro mais próximo de $n$ no sentido de $+\infty$ . Em programação, dá-se pela operação <i>ceil</i> . 68, 207
$\lfloor n \rfloor$	inteiro mais próximo de $n$ no sentido de $-\infty$ . Em programação dá-se pela operação <i>floor</i> . 68, 207
$n_{pixel}$	ver Tabela 4.1. 41
$\lceil n \rceil$	inteiro mais próximo de $n + 0,5$ no sentido de $-\infty$ . Em programação, dá-se pela operação <i>round</i> . 68, 207
$n_{Si}$	ver Tabela 4.1. 41
$nvtx$	número de vértices. 47
$P_F$	probabilidade de falso alarme. 47, 81
$\phi$	ângulo azimutal. xxii, 13, 68, 207
$p - p$	colisão próton-próton. 46
$p_T$	momento transverso. xxiii, 24, 46
$p_T^{\text{varcone}, \Delta R}$	isolamento variável em traço. 46
$R$	anel. 68, 207, veja no glossário soma em anel concêntrico de energia
$R_\eta$	ver Tabela 4.1. 41, 47
$R_{\text{had}}$	ver Tabela 4.1. 41, 47



$R_{\text{had1}}$	ver Tabela 4.1. 41
$R_{\phi}$	ver Tabela 4.1. 41
TRT_PID	ver Tabela 4.1. 41, 45
$w_{\eta 2}$	ver Tabela 4.1. 41
$w_{\text{stot}}$	ver Tabela 4.1. 41

# Lista de Abreviaturas

ADAM	<i>Adaptive Moment Estimation.</i> 89, 91
ALICE	<i>A Large Ion Collider Experiment.</i> 12
ASIC	Circuito Integrado de Aplicação Específica. 28, 62
ATLAS	<i>A Toroidal LHC Apparatus.</i> xviii, xxvii, xxviii, 9, 12, 16–18, 24, 41, 45
BDT	<i>Boosted Decision Tree.</i> 33, 36
CERN	<i>Centre Européene pour la Rechère Nucleaire.</i> 9, 11
CMS	<i>Compact Muon Sollenoid.</i> 9, 33
COPPE/UFRJ	Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-graduação e Pesquisa de Engenharia. 13
CS	Solenóide Central. 18
E1	Primeira Camada do ECAL, ou Camada de Tiras/ <i>Strips.</i> 21
E2	Segunda Camada do ECAL, ou Camada Central/ <i>Middle.</i> 21
E3	Terceira Camada do ECAL, ou Camada Trazeira/ <i>Back.</i> 21
ECAL	Calorímetro Eletromagnético. 14, 17, 18, 20, 23, 24, 26, 39
EM	Eletromagnético. xxii, 23, 24, 39, 41, 46, 81, 90
EMB	Barril do Calorímetro Eletromagnético. 17, 20, 67, 207
EMEC	Tampa do Calorímetro Eletromagnético. 17, 20, 67, 207

FastCalo	estágio <i>online</i> de pré-seleção rápida baseada em informação de calorimetria. <a href="#">xii</a> , <a href="#">xiv–xvi</a> , <a href="#">57</a> , <a href="#">70</a> , <a href="#">71</a> , <a href="#">77</a> , <a href="#">88</a> , <a href="#">89</a> , <a href="#">95</a> , <a href="#">97</a> , <a href="#">98</a> , <a href="#">107</a> , <a href="#">126</a> , <a href="#">127</a> , <a href="#">133</a> , <a href="#">134</a> , <a href="#">210</a> , <a href="#">215</a> , <a href="#">219–222</a> , <a href="#">228</a>
FastElectron	estágio <i>online</i> de pré-seleção rápida de elétrons baseada em fusão da informação de calorimetria e do ID. <a href="#">57</a> , <a href="#">77</a> , <a href="#">78</a> , <a href="#">88</a> , <a href="#">96–99</a> , <a href="#">110</a> , <a href="#">215</a>
FCAL	Calorímetro Dianteiro. <a href="#">17</a> , <a href="#">18</a> , <a href="#">22</a>
FPGA	<i>Field-Programmable Gate Array</i> . <a href="#">28</a> , <a href="#">48</a> , <a href="#">54</a> , <a href="#">62</a>
GSF	<i>Gaussian Sum Filter</i> . <a href="#">40</a>
H0	Primeira Camada do HCAL. <a href="#">21</a>
H1	Segunda Camada do HCAL. <a href="#">21</a> , <a href="#">32</a>
H2	Terceira Camada do HCAL. <a href="#">21</a>
HAD	Hadrônico. <a href="#">xxiii</a> , <a href="#">18</a> , <a href="#">22–24</a> , <a href="#">90</a>
HCAL	Calorímetro Hadrônico. <a href="#">14</a> , <a href="#">17</a> , <a href="#">18</a> , <a href="#">21</a> , <a href="#">22</a> , <a href="#">24</a> , <a href="#">26</a> , <a href="#">46</a> , <a href="#">47</a> , <a href="#">81</a>
HEC	Tampa do Calorímetro Hadrônico. <a href="#">17</a> , <a href="#">22</a> , <a href="#">67</a> , <a href="#">207</a>
HLT	Alto Nível de <i>Trigger</i> . <a href="#">57</a> , <a href="#">213–215</a>
HLTCalo	estágio <i>online</i> de pré-seleção precisa de elétrons baseada em informação de calorimetria. <a href="#">57</a> , <a href="#">77</a> , <a href="#">215</a>
ID	Detector Interno. <a href="#">xxvi</a> , <a href="#">13–16</a> , <a href="#">18</a> , <a href="#">25</a> , <a href="#">38</a>
IP	Ponto de Interação. <a href="#">12</a> , <a href="#">25</a>
ITC	Calorímetro Intermediário de Telhas Cintilantes. <a href="#">xxviii</a> , <a href="#">67</a> , <a href="#">207</a>
KDE	Estimação de Densidade por <i>Kernel</i> . <a href="#">44</a>
<i>L1Calo</i>	Primeiro Nível de Filtragem para o Sistema de Calorimetria. <a href="#">57</a> , <a href="#">97</a> , <a href="#">216</a>
LEP	<i>Large Electron Positron Collider</i> . <a href="#">32</a>
LHC	<i>Large Hadron Collider</i> . <a href="#">viii</a> , <a href="#">9</a> , <a href="#">11</a>

LHCb	<i>Large Hadron Collider beauty experiment.</i> <a href="#">12</a> , <a href="#">33</a>
MC	Monte Carlo. <a href="#">214</a> , <a href="#">215</a>
<i>Minbias</i>	Eventos coletados com Filtragem Minimamente Restritiva. <a href="#">14</a> , <a href="#">24</a>
MLP	Rede Multicamadas de <i>Perceptrons</i> . <a href="#">31</a> , <a href="#">33–36</a> , <a href="#">77</a> , <a href="#">88</a> , <a href="#">91</a>
MP	Modelo Padrão de interação entre as partículas elementares. <a href="#">51</a>
MSE	Erro Quadrático Médio. <a href="#">77</a>
P1	Ponto 1 de Inserção. <a href="#">38</a>
<i>pdf</i>	Função de densidade de probabilidade. <a href="#">44</a>
PMT	Tubod Fotomultiplicadores. <a href="#">21</a>
PS	Calorímetro Pré-Amostrador. <a href="#">18</a> , <a href="#">39</a> , <a href="#">67</a> , <a href="#">68</a> , <a href="#">207</a>
ROC	<i>Receiver Operation Curve.</i> <a href="#">75</a> , <a href="#">77</a>
RoI	Região de Interesse. <a href="#">47</a> , <a href="#">49</a> , <a href="#">56</a> , <a href="#">58</a> , <a href="#">60</a> , <a href="#">62</a> , <a href="#">67</a> , <a href="#">97</a> , <a href="#">215</a>
RPROP	<i>Resilient Back-propagation.</i> <a href="#">77</a>
SCT	Detector de Rastreamento por Semicondutores. <a href="#">13</a> , <a href="#">16</a> , <a href="#">39–41</a>
SF <sub>on</sub>	Sistema de Filtragem. <a href="#">xxvii</a> , veja no glossário <a href="#">Sistema de Filtragem do ATLAS</a>
SR <sub>off</sub>	Sistema de Reconstrução ( <i>Offline</i> ) de Física. <a href="#">xxvii</a> , veja no glossário <a href="#">Sistema de Reconstrução (<i>Offline</i>) de Física do ATLAS</a>
SSC	<i>Superconducting Super Collider.</i> <a href="#">66</a>
T&P	Método <i>Tag and Probe.</i> <a href="#">45</a> , <a href="#">63</a> , <a href="#">74</a> , <a href="#">75</a> , <a href="#">80</a> , <a href="#">84</a> , <a href="#">106–108</a> , <a href="#">113–115</a> , <a href="#">123</a> , <a href="#">125–127</a> , <a href="#">132–134</a> , <a href="#">214</a> , <a href="#">215</a> , <a href="#">217–220</a> , <a href="#">227–229</a>
TDAQ	<i>Trigger and Data Aquisition.</i> <a href="#">48</a>
<i>TileBar</i>	Calorímetro Hadrônico de telhas cintilantes ( <i>TileCal</i> ) cobrindo a região central do barril ATLAS. <a href="#">67</a> , <a href="#">207</a>

<i>TileCal</i>	Calorímetro Hadrônico de Telhas. <a href="#">xxvii</a> , <a href="#">xxviii</a> , <a href="#">17</a> , <a href="#">21</a> , <a href="#">22</a> , <a href="#">45</a>
<i>TileExt</i>	Extensão do Calorímetro Hadrônico de telhas cintilantes ( <i>TileCal</i> ) cobrindo a região do barril ATLAS. <a href="#">67</a> , <a href="#">207</a>
<i>TileGap</i>	Termo empregado para a divisão em amostras do ITC. <a href="#">67</a> , <a href="#">207</a>
TRT	Detector de Rastreamento por Transição de Radiação. <a href="#">13</a> , <a href="#">16</a> , <a href="#">40</a> , <a href="#">41</a> , <a href="#">47</a>
TS1	Primeira Parada Técnica. <i>Technical Stop 1</i> . <a href="#">xv</a> , <a href="#">70</a> , <a href="#">71</a> , <a href="#">80</a> , <a href="#">82</a> , <a href="#">214</a> , <a href="#">216</a> , <a href="#">217</a> , <a href="#">224</a>
UE	<i>Underlying Event</i> . <a href="#">14</a> , <a href="#">24</a>
UFRJ	Universidade Federal do Rio de Janeiro. <a href="#">13</a>

# Capítulo 1

## Introdução

Ao longo das últimas décadas, a quantidade de dados gerados tem crescido de forma exponencial. O surgimento da internet aumentou de forma abrupta a quantidade de dados produzidos, e a popularização da internet das coisas fez sairmos da era do terabyte para o petabyte. Sistemas de filtragem de dados são ferramentas empregadas em diversas áreas da engenharia, medicina e física, com o objetivo de separar um conjunto de sinais de interesse daqueles que não agregam informação relevante ao problema. Atualmente, devido à complexidade de certos problemas, tem-se que o volume de dados a ser analisado torna-se bastante grande, de forma que a dimensão do espaço original de dados de entrada tende a ser consideravelmente elevada, dificultando o processo de análise dos mesmos. Adicionalmente, o desbalanço entre a produção de eventos de interesse e ordinários pode tornar-se um fator limitante à aplicação, se não for introduzida a atuação de um sistema de filtragem. Eventualmente, o descarte do ruído de fundo, adquirido por essa grande massa de dados, precisa ser feito de forma *online*, o que adiciona requisitos de velocidade e uso de memória ao problema. Assim sendo, desenvolver métodos otimizados de filtragem passa a ser um desafio.

Nesse cenário, a latência para a realização da tomada de decisão geralmente se apresenta como um fator limitante ao emprego de técnicas mais sofisticadas. A fim de possibilitar alcançar menor latência com a mesma exigência de recursos, o sistema de filtragem pode ser projetado em níveis hierárquicos mais restritivos. Os eventos aprovados pelo sistema de filtragem *online* são armazenados em disco persistente e, posteriormente, podem ser analisados *offline*, onde se emprega plenamente a capacidade de processamento. Para lidar com o problema de alta dimensão dos eventos no *online*, originado pela grande quantidade de sensores envolvidos, pode-se adotar técnicas que visam extrair a informação realmente relevante do processo abordado, de forma a se descartar a informação inútil ao objetivo do experimento, e assim, reduzir a dimensão dos eventos, sem, no entanto, desprezar o núcleo da informação contida nos sensores. Para tal, é possível utilizar métodos baseados no conhecimento

especialista sobre o problema ou métodos baseados em processamento estocástico, que, conseguem, frequentemente, reter mais eficientemente a informação sobre o processo abordado.

Adicionalmente, o processamento estocástico pode ser combinado ao conhecimento especialista que se possui sobre o problema de classificação, resultando em uma abordagem bastante poderosa. Como em grande parte dos problemas a informação é proveniente de múltiplos sensores onde essa informação pode ter correlações não lineares, de tal modo que explorar um método estocástico multivariado não linear é interessante. Logo, o emprego de técnicas multivariáveis de classificação (como Redes Neurais) ganha ainda mais força. Assim, uma melhor representação da informação extraída desses sensores aliada ao conhecimento especialista do problema combinada com uma poderosa técnica de classificação multivariável pode tornar o sistema de filtragem *online* ainda mais eficiente. Além disso, o emprego de estratégias eficientes logo nos primeiros níveis do sistema de filtragem *online*, utilizando apenas parte da informação proveniente de um conjunto de sensores de rápida leitura, pode reduzir drasticamente a intensa carga de processamento que os níveis superiores são acometidos devido a eventos considerados como ruído pelo experimento que poderiam ser eliminados logo no início da filtragem.

## 1.1 Motivação

A física de partículas é um dos ramos da ciência que estuda as forças, ou interações, fundamentais da natureza e seus elementos, chamados de partículas. Por ser de extrema complexidade, essa é uma das áreas da ciência que mais exige sistemas de processamento. De forma a elucidar os mecanismos da natureza, a física de partículas tem desenvolvido experimentos cada vez mais avançados para verificar os modelos físicos previamente estabelecidos pelos físicos teóricos. Há mais de oito décadas, o conjunto de aceleradores de partículas e seus detectores, aparatos desenvolvidos pela área, são utilizados como instrumento de medição para confirmar os modelos físicos e explorar novas físicas. Um notável exemplo é a conformação dos bósons  $Z$  e  $W$  em 1983 e do bóson de Higgs em 2013, ambas realizadas pelo CERN (hoje em dia chamado de Organização Europeia para pesquisa nuclear e originalmente do francês *Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire*).

Atualmente, no CERN, o acelerador principal é o *Large Hadron Collider* (LHC) que é o mais potente acelerador de partículas construído até então pelo homem. Com geometria circular cujo perímetro mede cerca de 27 Km, o complexo ocupa um túnel subterrâneo instalado nas proximidades da fronteira entre França e Suíça. Neste acelerador, os pacotes de prótons são acelerados em sentidos opostos e postos em rotas de colisão em quatro pontos do LHC. Dentre os quatro detectores instalados,

um em cada ponto, dois deles são de propósito geral sendo um deles, o ATLAS, o maior experimento de partículas já construído.

No ATLAS, o sistema de calorimetria tem um papel fundamental. Os calorímetros, responsáveis por medir a energia das partículas incidentes, são bastante rápidos (alguns nanossegundos) e possuem alta granularidade. Essa energia, capturada através de um processo de absorção registrado por um ou mais sensores, é gerada pelo desenvolvimento que as partículas e seus subprodutos entregam a medida que penetram nas paredes do calorímetro. Em geral, essa entrega de energia é chamada de chuva devido as reações em cadeia que determinadas partículas produzem ao interagir com o meio, o calorímetro. Na física, o formato desse chuva é utilizado para caracterizar, ou classificar, determinados tipos de partículas, sendo, portanto, uma ferramenta bastante útil para o sistema de filtragem *online* devido a baixa latência de leitura que os sensores, ou células, do calorímetro oferecem.

Com o objetivo de produzir estatística suficiente para obter outros processos ainda mais raros que o bóson de Higgs, o LHC vem aumentando a taxa de colisões próton-próton estreitando, cada vez mais, a colimação dos feixes (luminosidade) de forma a aumentar o número de colisões por cruzamento de pacote. Em números, a diferença entre os períodos de tomadas de dados empregado pelo ATLAS durante a segunda temporada de dados, fica evidente a diferença. Na primeira, onde foi anunciado a descoberta do bóson de Higgs, o LHC operava com um espaçamento entre pacotes de 50ns (uma colisão a cada 50ns) e produziu, ao longo de todo esse período, uma média de 20,7 interações por colisão. Todavia, durante a segunda temporada, entre 2015 e 2018, o LHC operou com o espaçamento nominal de 25ns alcançando uma média de 60 interações. Em valores futuros, o LHC irá operar, até 2030, com uma média de 200 interações por colisão, o que representará um desafio gigantesco dado que o aumento da média de interações representa uma maior ocupação física, partículas interagindo em diversos pontos, no detector.

Em particular, os elétrons são partículas de extremo interesse para a física e a utilização do calorímetro é imprescindível para a sua leitura. Com o aumento da luminosidade e do número de interações, o formato do sinal extraído das células do calorímetro é degradado. Essa degradação do sinal elétrico das células prejudica a estimação de energia, altera os perfis dos chuvis e dificulta, ainda mais, a classificação correta, desses eventos, pelo sistema de filtragem. Assim, é de extrema importância o emprego de técnicas multivariáveis utilizando o conhecimento especialista do problema para a construção de um classificador que seja sensível, o suficiente, para preservar o sinal de interesse, manter a taxa do sistema de filtragem sob controle e ser resiliente aos efeitos na distorção do formato dos sinais provocados pelo o efeito de empilhamento no detector.



## 1.2 Contribuições Deste Trabalho

Antes de citar cada uma das contribuições deste trabalho é importante esclarecer ao leitor que grande parte dos trabalhos realizados no CERN acontecem, quase que majoritariamente, de forma colaborativa. Assim, para alguém que não esteja habituado ao tema, ou mesmo fora da colaboração, torna-se difícil identificar as contribuições únicas desempenhadas pelo autor de cada trabalho. Para contornar esse problema, a Figura 1.1 pode ser utilizada como recurso visual para enumerar cada uma das contribuições realizadas pelo autor deste trabalho ao longo dos anos.

Assim, de forma colaborativa, as contribuições deste autor iniciam-se em meados de 2016 com a preparação e comissionamento (2017) do novo *NeuralRinger* para a *Run 2* (v6<sup>1</sup>). Ainda em 2018, é realizado o processo de *authorship*<sup>2</sup> utilizando como proposta o treinamento e atualização do *NeuralRinger* em dados de colisão (v8). Durante o *Long Shutdown 2* (LS2), entre 2019 e 2021, são construídos diversas estratégias de classificação que resultaram nas propostas de atualização do *NeuralRinger* para o início da *Run 3* (v12), para o ano de 2023 (v17) e para os anos seguintes. Em paralelo, o autor deste trabalho também participou da concepção do *framework Lorenzetti*, que será utilizado como base para geração de eventos de simulação em condições de altíssimo empilhamento em um calorímetro genérico, e da coordenação do grupo responsável pelo sistema de filtragem *online* para elétrons e fótons no ATLAS.

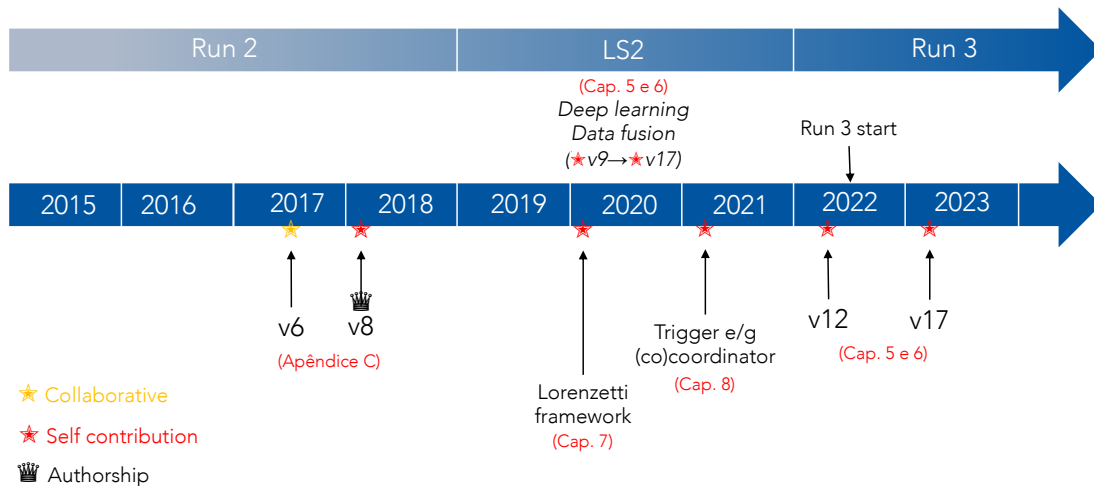


Figura 1.1: Contribuições realizados pelo autor deste trabalho ao longo dos anos.

<sup>1</sup>Cada versão de modelos é rotulada com uma *tag* única. Por exemplo: v1, v2, outros.

<sup>2</sup>Para qualificar-se como um membro oficial da colaboração ATLAS o novo membro deve ter possuir um trabalho, ou proposta, relevante previamente aprovada pelo comitê. Após aprovada, o autor terá o prazo máximo de um ano para concluir a proposta e apresentar os resultados para todos os grupos envolvidos na área do experimento escolhida. Caso o trabalho seja reconhecido e aceito pela comunidade, o autor passa a integrar a lista de membros oficiais da colaboração ATLAS.

### 1.2.1 O que foi feito

Durante décadas os sistemas de filtragem utilizaram-se da informação especialista para construir variáveis altamente discriminantes capazes de separar os eventos de interesse da física ordinária. Em conjunto a elas, técnicas de classificação baseada em cortes sequenciais governaram os sistemas de filtragem dos experimentos em físicas de altas energia. No LHC, com o aumento da luminosidade durante a *Run 2*, tais sistemas entraram em colapso e precisaram ser substituídos, ou atualizados, para contornar o problema de banda passante em decorrência da alta taxa de falsos candidatos no sistema de filtragem *online* do ATLAS. Com o colapso do sistema de filtragem *online* para elétrons acima de 15 GeV, previsto para 2017, foi proposta a introdução do algoritmo *NeuralRinger* no primeiro estágio de filtragem *online*, em *software*, de elétrons no ATLAS.

Originalmente, o Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-graduação e Pesquisa em Engenharia (COPPE/UFRJ) propôs, no início da década de 1990, uma estratégia de filtragem de elétrons no ATLAS baseada em uma única rede neural alimentada somente pela informação de calorimetria. Diferente das grandezas padrões de calorimetria utilizadas pela física por décadas, realiza-se a compactação da informação via conhecimento especialista, mantendo-se a interpretação do processo de interação da partícula com o detector. Assim, regiões sensoriais são agrupadas em anéis concêntricos de deposição de energia de forma a explorar a geometria aproximadamente cônica do chuveiro de partículas com o material do calorímetro (100 anéis ao todo).

Em meados de 2017 o *NeuralRinger* foi implantado (v6) em todas as configurações responsáveis por selecionar elétrons acima de 15 GeV. De forma eficiente, o *ensemble*<sup>3</sup> de redes alimentados pela informação anelada, treinado em dados de simulação, reduziu para níveis suportáveis a taxa de falsos elétrons no sistema de filtragem *online*. Com o sucesso de sua operação, o *NeuralRinger* tornou-se o algoritmo de seleção padrão para elétrons no ATLAS. Para 2018, o *NeuralRinger* foi treinado em dados de colisão referentes ao ano anterior (2017) e implantado no sistema de filtragem *online* (v8) como parte do trabalho de *authorship* realizado pelo autor deste trabalho. Com o término da *Run 2* deu-se o início do hiato de quase 4 anos com o objetivo de preparar o experimento para o início da nova *Run* de tomada de dados.

Para o início das operações da *Run 3*, no final de 2022, são esperadas melhorias em diversos sistemas que compõem a reconstrução (*online* e *offline*) e tomada de decisão no ATLAS. Além disso, limitações observadas nos anos anteriores devem

---

<sup>3</sup>Diferente da versão original que utilizava apenas uma rede, o *NeuralRinger* construído para a *Run 2*, a partir de 2017, passou a ser formado por um conjunto de redes neurais especialistas dedicadas a cada região do detector ( $\eta$ ) e a cada faixa de energia ( $E_T$ ). No entanto, vale ressaltar que o uso de diferentes modelos, ou cortes, por região do detector e faixa de energia são comumente utilizados pelo *online* e *offline* do ATLAS.

ser estudadas e eventualmente mitigadas através de atualizações pontuais. Dentre as limitações do *NeuralRinger* observadas durante a *Run 2* para decaimentos em estágio final de múltiplos léptons dentro de uma mesma região de análise (eventos *boosted*), avaliou-se o uso de metade da região de análise (v12), como uma solução para o início da *Run 3*, com objetivo de eliminar a interferência do evento não central (segundo lépton) nos anéis mais externos. Como uma nova reconstrução não era possível, aproximou-se essa ideia utilizando metade dos anéis em cada camada (50 anéis ao todo).

Na linha de pesquisa de novas estratégias para os anos seguintes da *Run 3* estendeu-se a proposta do *NeuralRinger online* através da fusão da informação da soma em anéis concêntricos com as grandezas físicas disponíveis no primeiro estágio e o uso de modelos tipicamente utilizados em aprendizado profundo, como camadas de convolução unidimensional, para compor a estratégia final. Ainda nesta linha, com objetivo de estudar as camadas de convolução bidimensionais, avaliou-se uma formatação bidimensional dos anéis construídos a partir dos 100 anéis onde o primeiro anel é o centro da imagem e os demais são rotacionais seguindo uma espiral. Para esses estudos os resultados apresentaram perdas em eficiência de sinal para as estratégias compostas pela fusão e ou aprendizado profundo em alta energia ( $E_T > 100$  GeV). Para mitigar essas perdas foi proposta a introdução de uma nova faixa em energia (espaço de fase de decisão) com objetivo de manter a probabilidade de detecção nesta faixa. Adicionalmente foi proposto, também, o avanço do *NeuralRinger* para o segundo nível de filtragem *online* de elétrons (v17). Neste estágio, grandezas provenientes do casamento entre o detector de traço e o calorímetro foram combinadas, através de fusão, com as grandezas de calorimetria reconstruídas no primeiro estágio para tomar uma decisão mais eficiente no segundo estágio.

Indo em direção ao cenário de altíssimo empilhamento previsto para a *Run 4* e o HL-LHC (*High Luminosity LHC*) observou-se uma grande dificuldade da comunidade de física de altas energias em obter dados de simulação para estes cenários. Atualmente, o uso dos ambientes completos de simulação e reconstrução de eventos no contexto da física de altas energias, em detectores de partículas, estão restritos a um grupo de pessoas especialistas. Ainda, mesmo para aqueles que trabalham na área, e tenham acesso a esses ambientes, existe uma grande dificuldade em utilizá-los. Com o objetivo de promover uma simulação completa de eventos, somente em calorimetria, para estudos que necessitem de informações mais elementares, geralmente não disponibilizadas pelas colaborações oficiais, como as células, desenvolveu-se um simulador de eventos (*Lorenzetti*), inspirado nos *frameworks* de reconstrução mais modernos, de forma a permitir a comunidade acadêmica um melhor acesso a essas informações para a realização de novos estudos. Além de promover o acesso as informações elementares de um calorímetro, esse ambiente permite o desenvolvimento

de técnicas, em cenários de alto empilhamento, que vão além da *Run 3*.

Além das propostas apresentadas, o autor deste trabalho também contribuiu diretamente em diversos trabalhos de *authorship*, desencadeados por este trabalho, durante a coordenação<sup>4</sup> do grupo responsável pelo *trigger* de elétrons e fótons do ATLAS. Durante este período foram desenvolvidos os seguintes trabalhos: desenvolvimento e comissionamento do *NeuralRinger* para as configurações de elétrons de baixa energia como parte da proposta de *authorship* e trabalho de tese de doutorado de Micael Araújo Verissimo (UFRJ); implementação do *NeuralRinger* no primeiro estágio de seleção de fótons como parte do trabalho de *authorship* de Juan Lieber Marin (UFBA); construção do *trigger* de elétrons e implantação do *NeuralRinger* para a região do *forward* como parte do trabalho de *authorship* de Meinrad Moritz Schefer (Universidade de Berna, Suíça); proposta de calibração *online* do *cluster* no primeiro estágio de seleção através dos anéis concêntricos de energia como parte dos trabalhos de *authorship* dos professores Eduardo Furtado de Simas Filho (UFBA) e Paulo Cesar Machado de Abreu Farias (UFBA) e os estudos relacionados as limitações do *NeuralRinger* em eventos *boosted* como parte do trabalho de *authorship* do professor Natanael Nunes de Moura Junior (UFRJ).

### 1.3 Organização do Documento

Este documento está organizado da seguinte maneira: O Capítulo 2 apresenta uma breve introdução a física de altas energias, o acelerador LHC e o experimento ATLAS. Especificamente, tópicos da física moderna são discutidos, como o modelo padrão e a física de interesse do experimento, além das características do sistema de calorimetria do experimento ATLAS. O Capítulo 3 apresenta uma descrição dos diferentes sistemas de filtragem *online* utilizados ao longo dos anos por diferentes experimentos na área de física de altas energias. A seguir, o Capítulo 4 apresenta, em maiores detalhes, o sistema de filtragem do experimento ATLAS para elétrons.

No Capítulo 5 são apresentadas as soluções para a otimização do sistema de filtragem *online* de elétrons para o início da *Run 3*. Ainda, neste capítulo, o método de treinamento e ajuste dos modelos concebidos durante a *Run 2* é revisitado uma vez que grande parte do conhecimento adquirido durante os anos de 2017–2018 é utilizado na concepção dos novos modelos. Por sua vez, o Capítulo 6 apresenta os resultados referente a essas propostas. o Capítulo 7 propõe um simulador de partículas, um calorímetro genérico e uma infraestrutura de reconstrução de eventos como ambiente de teste para novas soluções que necessitem de informações de baixo

---

<sup>4</sup>O autor deste trabalho foi escolhido, com um mandato de um ano, podendo ser renovado, em abril de 2021, para coordenar o grupo *Trigger Egamma* em conjunto com o pesquisador Christopher Meyer (*Indiana University Bloomington* - USA).

nível, como células e pulsos eletrônicos, muitas vezes não disponibilizadas em dados oficiais dos experimentos. O Capítulo 8 apresenta os desdobramentos do trabalho em outras áreas do experimento ATLAS. As conclusões referentes a este trabalho são apresentadas no Capítulo 9 junto com as perspectivas de pesquisa futuras.

Por fim, são apresentados os seguintes apêndices: as coordenadas do ATLAS (Apêndice A); uma descrição de alguns algoritmos utilizados (Apêndice B); os resultados do *NeuralRinger* durante os dois últimos anos da *Run 2* (Apêndice C); as ferramentas de treinamento e topologias das redes neurais desenvolvidas (Apêndice D) e as produções acadêmicas (Apêndice E) contendo a lista de artigos publicados, artigos em submissão ou revisão e a descrição do *authorship* realizado, pelo o autor deste trabalho, no ATLAS.

# Capítulo 2

## O Experimento ATLAS

O *Centre Européene pour la Rechère Nucleaire* (CERN) é o maior laboratório de Física de Partículas do mundo, situado na fronteira entre a França e a Suíça, que conta com a colaboração de diversos países membros (europeus) e associados, como Brasil e Estados Unidos [1]. Desde sua fundação em 1954, após a Segunda Guerra Mundial, tem sido uma das maiores referências neste campo e um dos maiores polos de avanços tecnológicos do mundo. Dentre suas conquistas, podemos citar a construção do primeiro colisor de partículas de prótons em 1971, as descobertas dos bósons  $Z$  e  $W$ , ambos em 1983, a invenção da *Web* (1990) e a descoberta do bóson de Higgs, em 2012, pelos experimentos *A Toroidal LHC Apparatus* (ATLAS) e *Compact Muon Sollenoid* (CMS), os dois maiores experimentos em detecção de partículas do mundo.

O desígnio deste Capítulo é descrever o ambiente no qual esta tese está inserida. Primeiramente uma breve introdução à Física de partículas será realizada ressaltando-se o tipo de processo físico que este trabalho deseja utilizar para otimizar o sistema de filtragem. Será apresentado o experimento *Large Hadron Collider* (LHC). Por fim, será introduzido o experimento ATLAS, ambiente deste trabalho, e cada um de seus detectores com uma maior ênfase aos sistemas de calorimetria.

### 2.1 A Física de Partículas e o Modelo Padrão

As teorias e descobertas de milhares de físicos desde a década de 1930 resultaram em uma percepção notável da estrutura fundamental da matéria: tudo no universo é feito a partir de alguns blocos básicos chamados partículas fundamentais, governados por quatro forças. Nosso melhor entendimento de como essas partículas e três das forças estão relacionadas umas com as outras é encapsulado no Modelo Padrão [2] da física de partículas. Desenvolvido no início dos anos 70, ele explicou com sucesso quase todos os resultados experimentais e previu precisamente uma grande variedade de fenômenos. Com o tempo e através de muitos experimentos, o Modelo

Padrão se estabeleceu como uma teoria física bem testada. A Figura 2.1 representa a organização do modelo padrão construído ao longo dos anos pelos físicos teóricos e, em parte, validados pelos experimentos realizados ao longo da história.

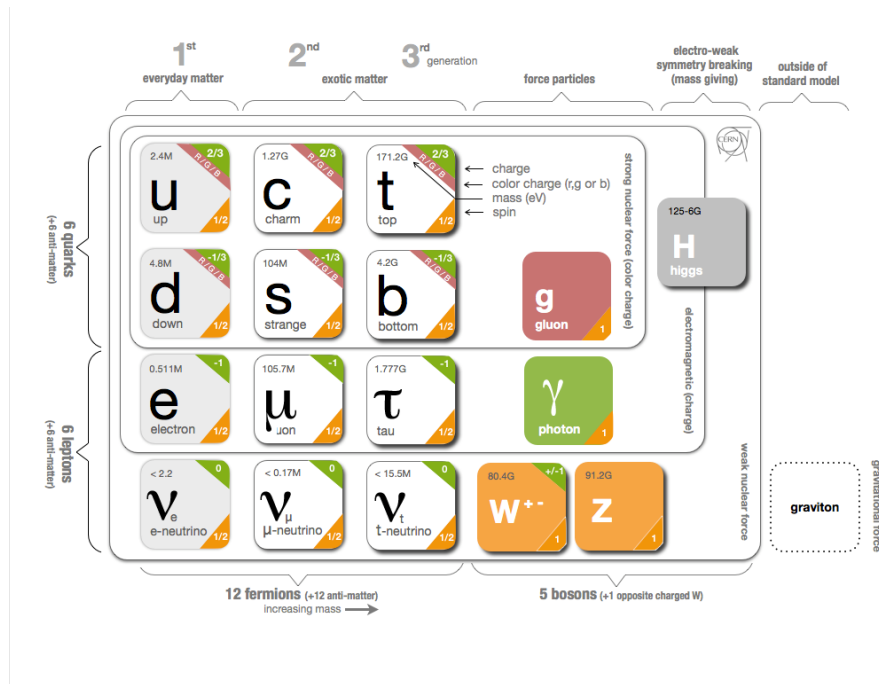


Figura 2.1: Modelo padrão além da física conhecida. Este modelo engloba os resultados de alguns experimentos comprovados ao longo dos anos e referência algumas das teorias descritas pelos físicos ainda não observadas experimentalmente (por exemplo a partícula *graviton* supostamente responsável pela força da gravidade). Extraído de [3].

Toda a matéria ao nosso redor é feita de partículas elementares, os blocos de construção da matéria. Essas partículas ocorrem em dois tipos, ou grupos, básicos chamados quarks e léptons. Cada grupo consiste em seis partículas, que são relacionadas em pares ou “gerações”. As partículas mais leves e mais estáveis compõem a primeira geração, enquanto as partículas mais pesadas e menos estáveis pertencem à segunda e terceira gerações. Toda matéria estável no universo é feita de partículas que pertencem à primeira geração; quaisquer partículas mais pesadas decaem rapidamente para o próximo nível mais estável.

Apesar de seu incrível sucesso, o Modelo Padrão ainda não consegue explicar conceitos-chave em nossa compreensão do universo. Por exemplo, por que há um desequilíbrio de matéria e antimatéria no universo? Como a gravidade se encaixa em nosso modelo? Por que podemos observar o efeito da matéria escura no cosmos, mas não podemos vê-la no laboratório? Por que existem exatamente três famílias de partículas fundamentais? Por que a escala de massa de matéria subatômica é tão desequilibrada? Os físicos sabem que deve haver uma nova física além do Modelo Padrão que responda a essas questões remanescentes. Ainda, existem milhares de

teorias que se esforçam para unir nossa atual compreensão do universo com novas ideias que preencham essas lacunas. Mas sem evidências experimentais para apoiar ou refutar essas teorias, os físicos ainda estão no escuro.

O bóson de Higgs ( $H$ ), previsto inicialmente em 1964 pelo físico britânico Peter Higgs trabalhando as ideias de Philip Anderson, é descrita pelo mecanismo de Higgs sendo está a partícula que dá massa a todas as outras, inclusive a ela mesma. Até então está partícula não tinha sido observada devido as limitações tecnológicas da época. Outro problema referente à teoria era que esta não previa a faixa de energia ou massa em que a partícula poderia ser observada. Porém em 4 de julho de 2012 essa observação foi anunciada oficialmente em conjunto pelos grupos de físicos dos detectores ATLAS e CMS do experimento LHC em uma faixa de massa entre 125 e 127 GeV.

### 2.1.1 As Partículas de Interesse Para Este Trabalho

Por ser uma partícula instável o bóson de Higgs pode decair em  $H \rightarrow 2Z$  e novamente em  $Z \rightarrow e^+e^-$ , onde os elétrons são partículas estáveis e seu comportamento conhecido. Existem outras formas de decaimento previstos pela teoria que não serão abordados neste trabalho. Para realizar a observação de Higgs deve-se fazer o caminho inverso da reconstrução, ou seja, detectar os dois pares de elétrons cujo a massa e outras propriedades físicas formam as características do bóson  $Z$ . Por fim detectar o par intermediário de bósons que juntos reconstroem as propriedades e massa do bóson  $H$ . Nesse sentido, a detecção de elétrons com essas propriedades é um dos principais objetivos deste trabalho.

## 2.2 O Projeto LHC

No CERN, na fronteira entre a França e a Suíça, a comunidade científica da Física estuda, através de aparatos complexos, a estrutura fundamental da matéria visando a física além do modelo padrão. Para realizar esse estudo, os físicos utilizam os aceleradores e detectores de partículas para validar suas teorias através de observações de processos físicos, antes, nunca vistos. Para tal, foi construído no *Large Hadron Collider* (LHC) o maior acelerador de partículas do mundo.

O LHC foi construído em um túnel de 27 Km de circunferência a mais de 100 metros abaixo do solo com um custo de mais de €7.5 Bilhões. Projetado para acelerar dois feixes de prótons em sentidos opostos e colidi-los em quatro pontos distintos, o LHC fornece as ferramentas necessárias para a exploração da física antes inviabilizadas até mesmo pela própria tecnologia. Para se chegar as energias necessárias, que viabilizam a observação de processos físicos raros, o LHC, ilustrado na Figura 2.2, é



alimentado por outros aceleradores, provenientes de outros experimentos mais antigos, que aceleram sequencialmente os pacotes de prótons a uma velocidade próxima a da luz com uma energia de centro de massa de até 13 TeV.

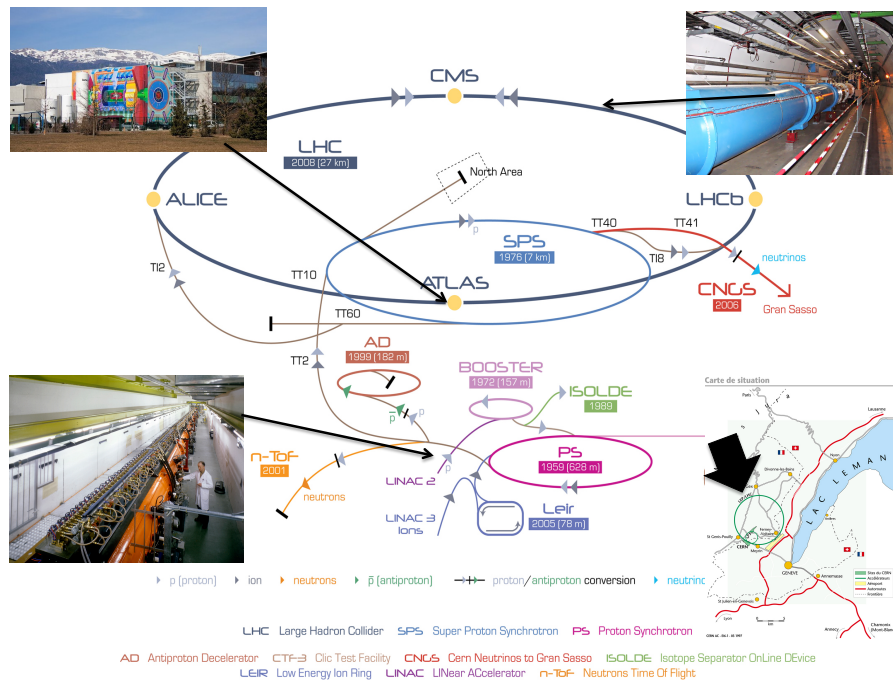


Figura 2.2: Os diferentes aceleradores da cadeia de aceleração do CERN, adaptado de [4]. As setas cinzas claro correspondem ao sentido do deslocamento de prótons nos aceleradores. No canto superior esquerdo: O centro de controle do detector ATLAS. No canto inferior esquerdo: O acelerador LINAC 2, um dos pré-aceleradores utilizados para acelerar os pacotes de prótons. No canto superior direito: Uma seção do LHC. No canto inferior direito: A localização do LHC na fronteira entre a França e a Suíça.

Uma vez atingida a energia desejada para as colisões dos hádrons no LHC, os pacotes serão então colididos nos Pontos de Inserção (IP) experimentais. Esses pontos de colisão são formados pelos quatro principais detectores específicos para cada experimento. Os detectores ATLAS e o CMS são utilizados para o estudo geral da matéria, o *A Large Ion Collider Experiment* (ALICE) é especializado em descobrir o mistério da matéria quente e densa que é brevemente criada após uma colisão de íons pesados a altas energias. Por fim, o *Large Hadron Collider beauty experiment* (LHCb) é um experimento desenvolvido para medidas precisas da violação da simetria e decaimentos raros de mésons como o quark b ou anti-b.

## 2.3 O Experimento ATLAS

O experimento *A Toroidal LHC Apparatus* (ATLAS) [5–7], ilustrado na Figura 2.3, é o maior dos que operam no LHC, medindo 45 metros de comprimento

de altura, 25 metros de largura pesando aproximadamente 7000 toneladas. Sendo, então, um detector de propósito geral capaz de registrar dados, sobre os eventos de colisões de partículas, que podem ser utilizados para estudos em diversas áreas da física. Cada componente utilizado em sua estrutura foi concebido por diferentes instituições de pesquisa e desenvolvimento. Sua colaboração internacional envolve mais de 3000 pesquisadores de mais de 174 instituições e laboratórios de 38 países [8]. Esses números incluem a Escola Politécnica, através da COPPE/UFRJ, e o Instituto de Física da UFRJ

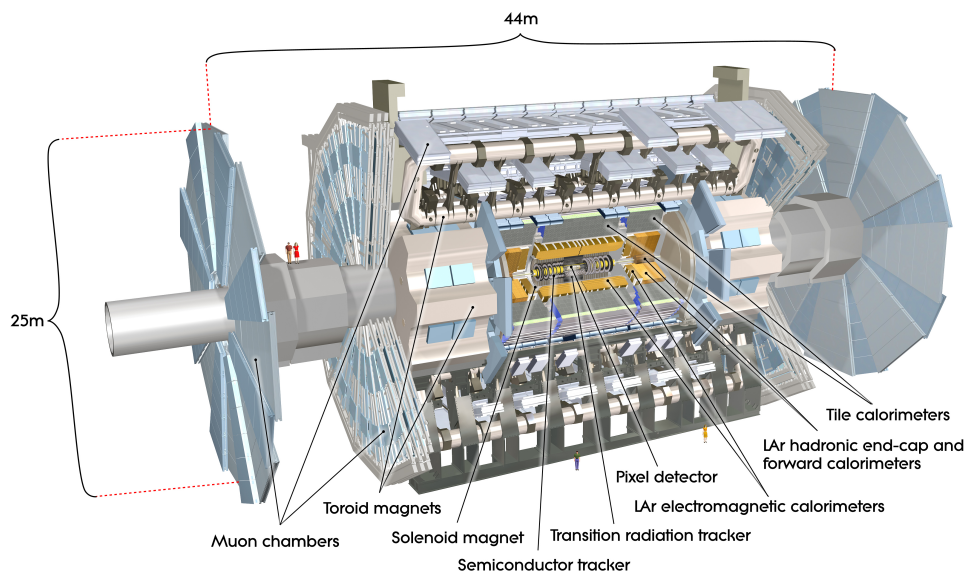


Figura 2.3: O experimento ATLAS em diferentes níveis de detalhe. A ilustração representa uma visão do detector em cortes desde a parte mais interna, começando com o Detector Interno (ID), até a camada mais externa dos detectores de múon instalados em volta dos calorímetros. Extraída de [9].

Por se tratar de um detector cilíndrico, o ATLAS utiliza um sistema de coordenadas polares (descrita em termos de pseudorapidez ( $\eta$ ) e ângulo azimutal ( $\phi$ ), ver Apêndice A) para localizar os pontos de interação no interior do detector. Estruturalmente, os componentes principais do ATLAS são:

- Detector Interno: representa um grande conjunto de sensores [10, 11] responsáveis pela identificação das trajetórias de partículas carregadas, medir o seu momento, o vértice primário<sup>1</sup>, os vértices de decaimentos de partículas e a distância entre o vértice primário e o ponto mais próximo do traço [5, 12]. Sua estrutura é formada pelo detector de pixels, Detector de Rastreamento por Semicondutores (SCT) e Detector de Rastreamento por Transição de Radiação (TRT) que juntos somam mais de **100 milhões de canais de leitura** (aproximadamente 99% dos sinais digitalizados pelo ATLAS);

<sup>1</sup>local aonde ocorreu a colisão dos hádrons no detector

- Os calorímetros: É montado em volta do ID e é dividido em dois grandes sistemas. O Calorímetro Eletromagnético (ECAL), que é responsável pela absorção de partículas puramente eletromagnéticas, ou seja, que não têm componentes hadrônicas, como os léptons carregados e fótons, e o o Calorímetro Hadrônico (HCAL) com a finalidade de absorver todas as partículas hadrônicas, como os jatos que podem ser resíduos de um *Underlying Event* (UE) e Eventos coletados com Filtragem Minimamente Restritiva (*Minbias*), ou até mesmo de um decaimento. Os dois calorímetros, juntos, possuem aproximadamente **190 mil canais de leitura**;
- Espectrômetro de Múons: É o detector mais externo [13] do ATLAS. Diferente dos calorímetros, que empregam um processo de medição destrutivo, este sistema mede a carga e o momento de múons através da reconstrução de suas trajetórias no campo magnético dos toroides de núcleo de ar de forma semelhante ao ID. Esse sistema é subdividido em Câmaras medidoras de precisão (MDTs e CSCs) e as câmaras de filtragem (RPCs e TGCs). Ao todo, existem 5376 câmaras com **1,0757 milhões de canais de leitura** [12]. Por não ser o foco deste trabalho, este sistema não será detalhado.

### 2.3.1 O Detector Interno

Os detectores internos [10, 11] medem as trajetórias, o momento e a carga das partículas eletricamente carregadas produzidas durante cada colisão. Esses sistemas estão imersos em um campo magnético paralelo a linha do feixe e são compostos por três tecnologias de sensores dispostos em camadas. Para medir o vértice primário de colisão é necessário medidas de grande precisão, disponibilizadas por detectores com fina granularidade, devido à alta densidade de trajetórias (ou traço) de partículas geradas a cada colisão. Assim, na região mais próxima do feixe, utiliza-se granularidades mais finas com os detectores de Pixel seguido pelo detector de tiras de silício (SCT).

Devido ao custo e a grande densidade de material desses dois detectores, o número de camadas é limitado de forma que o detector de Pixel e o SCT fornecem apenas 3 e 8 pontos [14] de alta precisão respectivamente. A região mais externa do Detector Interno (ID) é composta pelo rastreador em tubos (TRT) que fornece um acompanhamento contínuo (tipicamente 36 pontos) da trajetória de uma partícula com muito menos material e custo. A combinação dessas estratégias de medição fornece um sistema de reconhecimento de padrão com alta precisão nas coordenadas  $\eta$  e  $z$ . A Figura 2.4 representa o detector interno e seus sistemas.

Adicionalmente, com o aumento da luminosidade, e conseqüentemente o número de interações por colisão, a densidade de traços formados no ID subiu drasticamente,

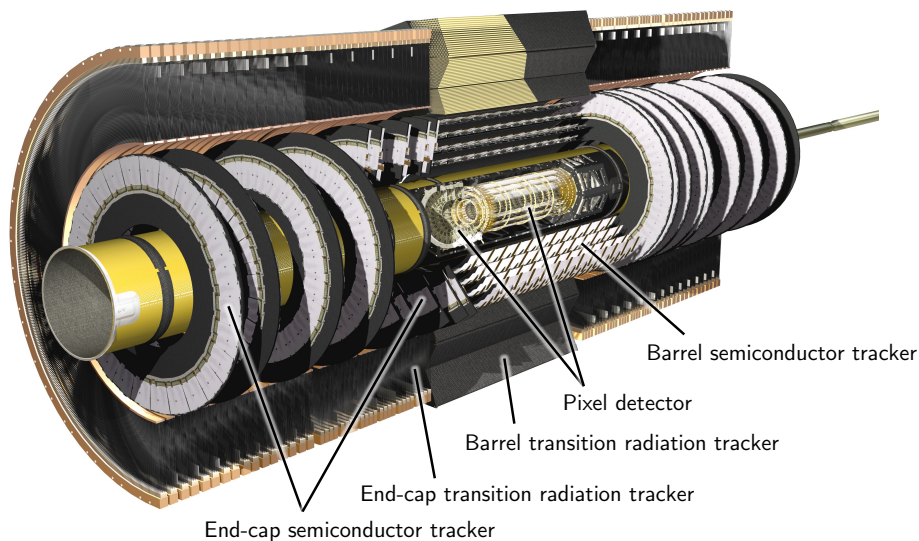


Figura 2.4: O detector interno do ATLAS. Adaptado de [15].

elevando, também, o custo computacional no reconhecimento de padrão dos possíveis<sup>2</sup> candidatos a traço formados pelo detector. Para contornar esse problema, em 2015, o ATLAS adicionou, ao sistema de reconstrução de eventos do ID, um componente capaz de realizar o reconhecimento de padrão em *hardware*. Esse sistema, chamado de *Fast Tracker* (FTK) [16], é composto por um banco de trajetórias, armazenadas em memórias associativas, selecionadas através das informações dos detectores de Pixel e SCT. Por se tratar de um componente de reconstrução de eventos e filtragem, esse sistema será discutido em detalhes no Capítulo 4.

### 2.3.1.1 Detector de Pixeis

A maior granularidade é atingida pelos pixels semicondutores próximos ao vértice da colisão, entretanto o número de camadas de precisão devem ser limitadas devido à grande quantidade de material introduzida e ao seu alto custo. Dessa forma, o Detector de Pixel utilizado foi projetado para fornecer apenas três pontos de alta precisão. Esse sistema é capaz de encontrar partículas de curta vida como hádrons  $b$  e táons e calcular o parâmetro transversal do ponto de impacto em relação ao feixe de colisão ( $d_0$ ). Um total de 140 M de canais de leitura estão dispostos com um afastamento de  $50 \mu\text{m}$  na direção  $R\phi$ , mesma direção que o plano transversal, e  $300 \mu\text{m}$  em  $z$ . O sistema consiste de três barris a uma distância radial média de  $\sim 5$  cm, 10 cm, 13 cm, e três tampas em cada lado entre uma distância radial de 11 e 20 cm.

<sup>2</sup>Um conjunto de pontos no detector pode não estar relacionado com a partícula que deseja-se estudar.

### 2.3.1.2 Detector de Rastreamento por Semicondutores (SCT)

O SCT foi projetado para fornecer oito pontos de precisão por traço na região intermediária do ID, contribuindo tanto para a medição do momento, parâmetro de impacto e posição do vértice primário, quanto provendo um bom reconhecimento de padrão pelo uso de alta granularidade. O seu barril usa oito camadas de microfibras de silicone para gerar precisão nos pontos nas coordenadas de  $R\phi$  e  $z$ . Cada componente mede  $6,36 \times 6,40 \text{cm}^2$  com 768 canais de leitura com  $80 \mu\text{m}$  de afastamento. A tampa possui construção similar, mas usa tiras cilíndricas, formando um conjunto alinhado radialmente. Ela possui cerca de  $61 \text{m}^2$  de detectores de silicone, com  $6,2 \text{M}$  de canais, que permitem distinguir dois traços separados por cerca de  $\sim 200 \mu\text{m}$ .

### 2.3.1.3 Detector de Rastreamento por Transição de Radiação (TRT)

Por outro lado, o TRT explora a medição contínua do traço com uma quantidade bem menor de material e custo. Ele fornece cerca de 36 pontos por traço, melhorando assim a resolução do momento ao explorar um maior comprimento ( $l$ ). Ele se baseia em detectores de canudos, que podem operar nas grandes taxas esperadas no LHC em virtude de seus pequenos diâmetros e isolamento dos sensores dentro de volumes individuais de gás. A capacidade de identificação de elétrons é adicionada aplicando xenônio para detectar fótons de radiação transiente em seu radiador entre os canudos. O barril contém cerca de 50.000 canudos, divididos em dois no seu centro para reduzir a ocupação, e sua leitura em cada ponta. A tampa contém 320.000 canudos radiais, com a leitura na ponta externa. As medições realizadas pelos canais são em formas de impulsos e dão uma resolução espacial de  $170 \mu\text{m}$  por canudo.

## 2.3.2 O Sistema de Calorimetria

Na calorimetria [17, 18], a energia das partículas é absorvida através de suas interações com o calorímetro através de um processo de detecção destrutivo. Os calorímetros podem ser de dois tipos: homogêneos ou de amostragem. O método de amostragem utiliza-se de dois materiais: o material passivo responsável pela interação com a partícula, realizando a absorção de energia da partícula; e o ativo, no qual ocorre a geração, ou amostragem, do sinal. Calorímetros homogêneos utilizam um único material para realizar as duas tarefas: a de interagir com a partícula e gerar sinal; e por isso apresentam melhor resolução de energia que os de amostragem, uma vez que parte da energia das partículas nas interações com o material passivo dos calorímetros de amostragem é perdida. Por sua vez, calorímetros de amostragem são mais baratos e por isso são utilizados em sistemas de detecção muito grandes, como o ATLAS. Além disso, a resolução de energia do calorímetro para o método de amostragem melhora para partículas de maior energia.

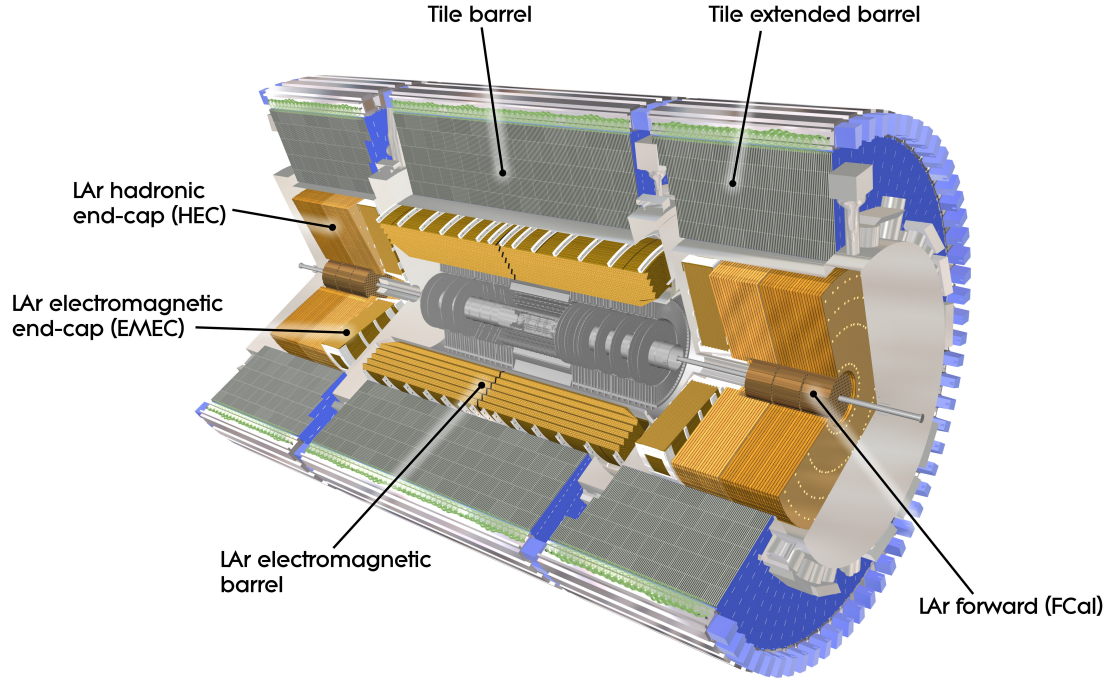


Figura 2.5: O sistema de calorimetria do ATLAS. Extraído de [19].

Uma partícula, ao transpassar o material do calorímetro geralmente interage de forma a excitar o meio ou aquecê-lo. O tipo de interação ocorrida depende da quantidade de energia da partícula, de sua natureza, assim como do meio, podendo ter como resultado interações eletromagnéticas, fortes, e mais raramente, fracas. Em altas energias os processos de interação com o meio criam uma cadeia contínua de eventos, provocando os chamados chuveiros de partículas. O Sistema de Calorimetria [20–22] do ATLAS, ilustrado na Figura 2.5, consistem de calorímetros de amostragem com simetria e cobertura total em  $\phi$ .

O Calorímetro Eletromagnético (ECAL) do ATLAS, parte mais interna do calorímetro, cobre uma região de pseudorapidez  $|\eta| < 3,2$ . Ele pode ser dividido no Barril do Calorímetro Eletromagnético (EMB), que cobre uma região pseudorapidez de  $|\eta| < 1,475$ , e por suas Tampas do Calorímetro Eletromagnéticos (EMECs), cobrindo por sua vez a região de  $1,375 < |\eta| < 3,2$ . Seu Calorímetro Hadrônico (HCAL) cobre a mesma região de pseudorapidez que o ECAL, envolvendo o mesmo. O seu barril alcança até  $|\eta| < 1,0$ , sendo adicionado uma extensão para aumentar o alcance na região de  $0,8 < |\eta| < 1,7$ . Juntos eles compõem o Calorímetro Hadrônico de Telhas (*TileCal*). Finalmente, as Tampas do Calorímetro Hadrônico (HECs) cobrem a região de  $1,5 < |\eta| < 3,2$ .

Um calorímetro de menor precisão, Calorímetro Dianteiro (FCAL), é utilizado para cobrir a região mais próxima do tubo do feixe, de  $3,1 < |\eta| < 4,9$ , compondo

uma extensão ao ECAL através de sua primeira camada, e ao HCAL com suas segunda e terceira camadas. Para todas as regiões de transição entre calorímetros citadas há a extensão dos mesmos de modo que haja sobreposição, com o objetivo de evitar a queda súbita de material [7].

Para fazer a medição com precisão em energia é necessário o mínimo de material antes de sua medição, de modo que essa não seja prejudicada pela geração de chuveiros antes dos calorímetros, o que causaria a perda de energia das partículas e deteriorando, simultaneamente, a precisão da posição de impacto da partícula com o mesmo. Por mais que todo o material colocado antes do calorímetro tenha sido otimizado para minimizar esse efeito, foi colocado um instrumento pré-amostrador para estimar a perda de energia no material existente antes do calorímetro.

A segmentação, granularidade e número de canais (aproximadamente 190 mil canais) em cada um dos calorímetros estão contidas na Tabela 2.1. Uma observação interessante é a queda da granularidade conforme o aumento de  $\eta$ . Esse fato se deve a região de precisão do ATLAS estar limitada para  $|\eta| < 2,5$ , consequência da capacidade do ID de suportar radiação. A granularidade do HCAL é menor que a do ECAL, devido a maior largura de chuveiros Hadrônico (HAD). Nas regiões de maior  $|\eta|$ , principalmente no FCAL, a tarefa principal do calorímetro é reconstruir jatos e medir a  $\cancel{E}_T$ <sup>3</sup> de modo que uma granularidade mais grosseira é aceitável. Ainda, é possível observar um decaimento da granularidade conforme o acréscimo das camadas de segmentação longitudinais, o que ocorre devido a expansão da espessura lateral do chuveiro conforme a propagação do mesmo pelo calorímetro.

### 2.3.2.1 Pré-amostrador (PS) e Cintiladores

O Calorímetro Pré-Amostrador (PS), diferente dos calorímetros detalhados anteriormente, não possui meio passivo, constituído apenas de uma fina camada de argônio líquido (LAr) na região de  $|\eta| < 1,8$ . Seu barril ( $|\eta| < 1,52$ ) contém eletrodos perpendiculares ao feixe e um comprimento de 1,1 cm, enquanto na tampa,  $1,5 < |\eta| < 1,8$ , a configuração dos eletrodos é paralela e o comprimento de 0,5 cm. Sua função é absorver partículas de chuveiros formados antes do calorímetro do ATLAS pela interação das partículas com o material anterior ao calorímetro como no Solenoide Central (CS), criostato e no ID. Com isso é possível realizar a calibração da energia perdida pelas partículas nesse material.

Na região de transição entre o barril e a tampa, para  $|\eta| = 1,4$ , a situação é particularmente crítica devido aos serviços e cabos para o ID, e uma camada cintiladora em  $1,0 < |\eta| < 1,6$  é colocada entre os dois criostatos com o objetivo de recuperar parte da energia perdida, principalmente por partículas HAD, e ajudar a

---

<sup>3</sup>Energia transversa faltante.

<b>Pré-amostrador (PS)</b>		<b>Barril</b>	<b>Tampa</b>
Cobertura		$ \eta  < 1,52$	$1,5 <  \eta  < 1,8$
Segmentação Longitudinal		1 camada	1 camada
Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )		$0,025 \times 0,1$	$0,025 \times 0,1$
Canais de Leitura		7808	1536 (ambos os lados)
<b>Eletromagnético</b>		<b>Barril</b>	<b>Tampa (EMEC)</b>
Cobertura		$ \eta  < 1,475$	$1,375 <  \eta  < 3,2$
Segmentação Longitudinal		3 camadas	3 camadas
			$1,5 <  \eta  < 2,5$
			$1,375 <  \eta  < 1,5$
			$2,5 <  \eta  < 3,2$
Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )			
Camada 1		$0,003 \times 0,1$	$1,375 <  \eta  < 1,5$
			$1,5 <  \eta  < 1,8$
			$1,8 <  \eta  < 2,0$
			$2,0 <  \eta  < 2,5$
			$2,5 <  \eta  < 3,2$
Camada 2		$0,025 \times 0,025$	$1,375 <  \eta  < 2,5$
			$2,5 <  \eta  < 3,2$
Camada 3		$0,050 \times 0,025$	$1,5 <  \eta  < 2,5$
Canais de Leitura		101760	62208 (ambos os lados)
<b>Had. Telhas Cintilantes (Tile-Cal)</b>		<b>Barril</b>	<b>Barril estendido</b>
Cobertura		$ \eta  < 1,0$	$0,8 <  \eta  < 1,7$
Segmentação Longitudinal		3 camadas	3 camadas
Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )			
Camadas 1, e 2		$0,1 \times 0,1$	$0,1 \times 0,1$
Camada 3		$0,2 \times 0,1$	$0,2 \times 0,1$
Canais de Leitura		5760	4092 (ambos os lados)
<b>Had. Argônio Líquido (HEC)</b>		<b>Tampa</b>	
Cobertura			$1,5 <  \eta  < 3,2$
Segmentação Longitudinal			4 camadas
Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )			$0,1 \times 0,1$
			$1,5 <  \eta  < 2,5$
			$2,5 <  \eta  < 3,2$
Canais de Leitura			5632 (ambos os lados)
<b>Calorímetro Dianteiro (FCal)</b>		<b>Dianteiro</b>	
Cobertura			$3,1 <  \eta  < 4,9$
Segmentação Longitudinal			3 camadas
Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )			$\sim 0,2 \times 0,2$
Canais de Leitura			1762 (ambos os lados)

Tabela 2.1: Região de cobertura em  $\eta$ , granularidade e número de canais de leitura das camadas dos calorímetros. Adaptado de [23].



reconstruir a energia de elétrons e fótons.

### 2.3.2.2 Barril (EMB) e Tampas (EMEC) do Calorímetro Eletromagnético

Os ECALs de precisão, compostos pelo EMB e EMECs, utilizam detectores de LAr, contendo absorvedores compostos por eletrodos de cobre, como seu meio ativo, enquanto o meio passivo é composto por placas de chumbo. Eles operaram em uma faixa dinâmica de energia muito larga, começando em 50 MeV e indo até os 3 TeV. Ainda, a resolução de energia desses calorímetros tem que ser suficientemente precisa para reconstruir a massa de decaimentos em elétrons e fótons

Nesse sentido, o LAr foi escolhido pelo seu comportamento linear e estabilidade de resposta temporal. Ainda, o LAr apresenta uma resistência a radiação intrínseca, necessário para esses calorímetros que estão na parte mais interna do detector. O sinal é gerado através da absorção das partículas geradas pelo chuveiro que causam a ionização do LAr. Um acoplamento capacitivo, com tensões na ordem de 2 kV, é utilizado para direcionar os pares elétron-ion gerados pela ionização. A estrutura dos calorímetros é no formato de acordeão, que permite uma cobertura completa natural, sem fissuras (*gaps*), em  $\phi$ , assim como uma extração veloz dos sinais dos eletrodos na parte frontal e traseira. Essa estrutura pode ser visualizada na Figura 2.6 para o barril. Já para a tampa, essa estrutura é mais complexa, uma vez que a amplitude das ondas do acordeão cresce proporcionalmente ao raio.

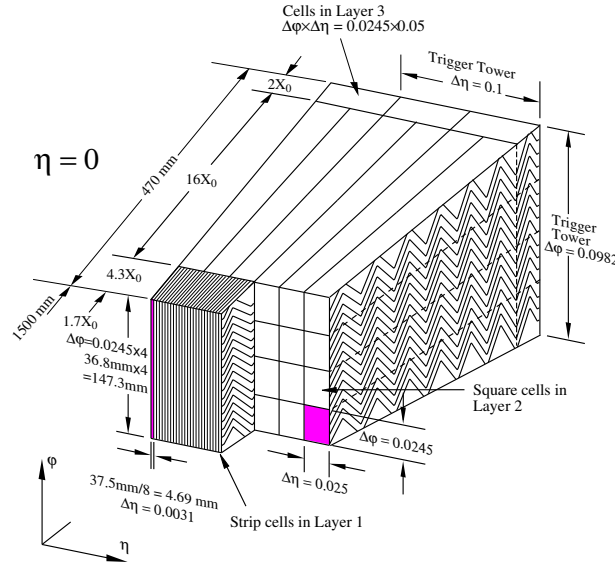


Figura 2.6: Esboço da estrutura de acordeão e suas camadas. Extraído de [20].

A estrutura de acordeão tem como vantagem a flexibilidade de segmentação longitudinal e transversa, permitindo a implementação de camadas com diferentes granularidades. São utilizadas três camadas, que podem ser observadas na Figura 2.6,

com as seguintes propriedades:

- **Primeira Camada do ECAL, ou Camada de Tiras/*Strips* (E1):** a primeira camada é composta por tiras finas com grande granularidade em  $\eta$ , tendo como objetivo fazer uma boa leitura da posição. Isso é especialmente importante no caso de fótons, que não são medidos pelo detector de traços. Conforme o  $\eta$  aumenta, há um decréscimo da granularidade devido ao fato das tiras não poderem ser feitas com menos de 5 mm.
- **Segunda Camada do ECAL, ou Camada Central/*Middle* (E2):** a segunda camada é responsável pela absorção da maior quantidade de energia. Ela é segmentada transversalmente em torres quadradas de  $(\Delta\eta \times \Delta\phi) \approx (0,025 \times 0,025)$ , que permitem uma ótima contenção do perfil lateral do chuveiro para a medição de energia;
- **Terceira Camada do ECAL, ou Camada Trazeira/*Back* (E3):** a terceira camada tem a mesma granularidade que a central em  $\phi$ , mas sua granularidade é duas vezes mais grosseira em  $\eta$ . Ela é utilizada para separar chuveiros de altas energias, e contribui para a separação de  $\gamma$ /jato e elétron/jato. No caso da tampa para  $|\eta| > 2,5$  são utilizadas apenas duas camadas com granularidade mais grosseira, uma vez que se está fora da região de precisão.

### 2.3.2.3 Calorímetro Hadrônico de Telhas (*TileCal*)

No barril do HCAL, chamado de *TileCal*, o meio de amostragem consiste de telhas de cintiladores de plástico e seu material passivo é o aço. Ao invés do efeito capacitivo utilizado no LAr, os cintiladores de plástico são excitados pelas partículas carregadas do chuveiro, de modo que são emitidos fótons capturados por fibras óticas, que os direcionam aos Tubos Fotomultiplicadores (PMTs). Os PMTs geram um sinal proporcional a energia da partícula que iniciou o chuveiro. Essa técnica de amostragem é utilizada pois nesta região mais externa e central do detector há pouca incidência de radiação, sendo possível utilizar um método com menor custo financeiro.

O *TileCal* é segmentado longitudinalmente para garantir melhor identificação das partículas, e pela possibilidade de conseguir uma melhor resolução de energia através da calibração realizada pela ponderação do depósito em cada um das camadas (Primeira Camada do HCAL (H0), Segunda Camada do HCAL (H1) e Terceira Camada do HCAL (H2)).

#### 2.3.2.4 Tampas do Calorímetro Hadrônico (HEC)

Para a HEC também se utiliza o LAr como meio ativo devido a incidência de radiação, mas ao invés de chumbo, seu material passivo é o cobre. Sua estrutura foi projetada como uma chapa plana. São utilizadas duas tampas para cada HEC contendo cada uma 32 módulos idênticos. Cada módulo consiste de 24 chapas de cobre para a primeira tampa, e 16 chapas para a segunda. Em ambos os casos as chapas de cobre estão separadas por uma fissura de 8,5 mm contendo LAr e três eletrodos. Essa estrutura foi escolhida principalmente por ter uma maior resistência a radiação e eficácia de custo, ainda fornecendo a cobertura espacial necessária. Os requisitos de linearidade e de resolução de energia devem atender aqueles especificados para o *TileCal*. Diferente do barril, a tampa do HEC possui 4 camadas, mas normalmente as duas camadas centrais são agrupadas em uma única camada, de forma a manter a uniformidade de segmentação longitudinal do HCAL.

#### 2.3.2.5 Calorímetro Dianteiro (FCal)

Já o FCAL apresenta uma estrutura diferenciada para aguentar os elevados índices de radiação próximos ao tubo do feixe. Em sua primeira camada, é utilizada uma matriz de metal absorvedora de cobre contendo buracos igualmente distribuídos. Nesses buracos são colocados uma estrutura de hastes coaxiais e tubos, ambos novamente de cobre, separados por um preciso pedaço de fibra de plástico resistente a radiação. A matriz e o tubo compõem o material passivo, enquanto o espaço remanescente entre o tubo e a haste é preenchido por LAr, o meio de amostragem. O tubo está aterrado, enquanto as hastes estão em alta tensão, criando o efeito capacitivo.

O material das hastes e da matriz são substituídos de cobre para tungstênio com o objetivo de elevar a capacidade de absorção de partículas HAD nas segunda e terceira camadas. A tarefa principal desse detector é a reconstrução de jatos e fornecer hermeticidade para a medição de  $\cancel{E}_T$ . Nessa região, também, é necessária a identificação de jatos dianteiros uma vez que a região de admissão para seus decaimentos do bóson de Higgs é de  $2 < |\eta| < 5$ .

## 2.4 Sistema de Filtragem

Um volume enorme de informação é gerado a cada colisão no LHC. Por outro lado, os eventos de possível interesse ocorrem com um período que varia de algumas horas a até dias de operação. Como cada evento carrega aproximadamente 1 MByte de informação, e espera-se uma taxa de 40 MHz de eventos sendo gerados, o fluxo de dados é da ordem de 40 TBytes por segundo, impossibilitando o armazenamento

pleno desses eventos para análise posterior (*offline*). Desta maneira, um sistema de filtragem *online* torna-se indispensável para o experimento.

O sistema de filtragem do ATLAS foi concebido para realizar a seleção *online* de eventos produzidos durante as colisões. Motivado pela busca de física rara, o experimento foi construído de forma a operar em altíssima taxa de colisão. Como a grande maioria dos eventos produzidos pelas colisões são de física conhecida e a quantidade de canais de leitura do ATLAS não permite uma tomada de dados contínua (sem qualquer seleção prévia), deve-se utilizar um sistema de filtragem *online*, aliado a um sistema de aquisição de dados (TDAQ), capaz de selecionar somente eventos de interesse. Atualmente, o sistema de filtragem *online* do ATLAS é dividido em dois níveis bem distintos. O primeiro (L1), totalmente implementado em *hardware*, é capaz de reduzir a taxa de eventos de 40 MHz para aproximadamente 100 KHz selecionando as possíveis regiões de interesse, com granularidade reduzida, através de cortes em energia. O segundo nível de filtragem, chamado de sistema de filtragem de alto nível (HLT), é implementado em *software*. Este nível permite acessar as regiões de interesse marcados pelo L1, com granularidade plena, e tomar um conjunto de decisões capazes de reduzir, para algumas dezenas de Hertz, a saída do sistema de filtragem. Por ser implementado em *software*, os grupos físicos, responsáveis por manter as diferentes assinaturas físicas como elétrons, fótons, múons, outros, são capazes de configurar esta etapa combinando diferentes algoritmos de reconstrução e seleção de forma a otimizar a detecção de uma determinada partícula no sistema. Os eventos selecionados por esse sistema são, então, armazenados em disco permanente para uma análise posterior. No Capítulo 4 será discutido, em detalhes, o sistema de filtragem *online* para elétrons (tema deste trabalho).

Por sua vez, o sistema de filtragem *offline* do ATLAS é responsável por analisar os eventos, selecionados pelo sistema *online* e armazenados em disco, produzidos durante as colisões. Esse sistema é capaz de acessar todos os sinais do detector, no momento em que o evento foi produzido, e reconstruir com granularidade plena. Como esse sistema não está limitado as restrições de tempo impostas pelo online, é possível utilizar uma combinação de diferentes sistemas e algoritmos de reconstrução, de maior custo computacional, de forma a reconstruir o evento com maior precisão e, conseqüentemente, etiquetá-lo de forma mais precisa.

## 2.5 Interação das Partículas

Sabendo como as partículas hadrônicas e eletromagnéticas reagem com o calorímetro, cabe fazer algumas considerações sobre disposição dos calorímetros responsáveis pela detecção das mesmas. O ECAL é responsável pela absorção de partículas puramente Eletromagnético (EM), ou seja, que não têm componentes HAD, como

os léptons carregados e fótons. Os múons, embora façam parte do grupo de partículas puramente EM, atravessam grandes quantidades de material perdendo pouca energia uma vez que são bem mais maciços que elétrons e por isso é utilizado o Espectrômetro de Múons para detectá-los mais a frente. Táuns são ainda mais maciços e precisariam de mais material que os múons para serem detectados. Entretanto, eles têm tempo de vida muito curta e decaem em múons (ou elétrons) e mais dois neutrinos antes de atingirem o detector, sendo detectados indiretamente através dos resíduos de seu decaimento. Com isso, apenas elétrons, pósitrons e fótons são detectados no ECAL, mas vale ter em mente que eles podem ser estados finais de outras partículas.

Por outro lado, o HCAL deve absorver todas as partículas HAD, como os jatos HAD que podem ser resíduos de um *Underlying Event* (UE) e *Minbias*, ou até mesmo de um decaimento. Alguns canais de interesse desejam encontrar jatos, como o decaimento do bóson W em altos momento transversal ( $p_T$ ) [24] para  $|\eta| < 3$ :  $W \rightarrow \text{jato} - \text{jato}$ . Entretanto, é necessário separar esses jatos dos criados pelo ruído gerados por *Minbias* e UEs, e para isso o HCAL deve ser capaz de separar um jato de um decaimento duplo em jatos próximos, sendo necessário uma granularidade maior nessa região. A Figura 2.7 representa a disposição dos calorímetros instalados no ATLAS e ilustra o processo de interação para cada uma das partículas ao longo das camadas nos dois calorímetros.

Quanto maior o número atômico do meio, maior será a profundidade no qual um chuveiro HAD irá se propagar no mesmo, quando em comparação com um chuveiro EM de mesma energia. Isso culmina na disposição dos ECAL serem anteriores aos dos HCAL, uma vez que é inútil, assim, utilizar calorímetros com a configuração espacial oposta, já que todos os chuveiros de partículas se extinguiriam no HCAL, não atingindo o ECAL. Ainda, é interessante a utilização de materiais com grandes números atômicos no ECAL para garantir, por esse motivo, a menor deposição de energia possível de partículas HAD no mesmo. Ainda, o perfil de chuveiros HAD é mais largo que o de chuveiros EM. Essa ocorrência é muito explorada para realizar a discriminação entre as partículas que interagem com os calorímetros, buscando perfis de chuveiros justos para partículas EM e largos para partículas HAD.

Assim, é necessário um sistema que utilize as informações provenientes dos sub-detecores e o conhecimento especialista sobre as interações das partículas com a matéria para separar a física de interesse, como os elétrons provenientes do decaimento de determinados bósons, das interações provenientes de decaimentos não interessantes, como os jatos. Contudo, é necessário lidar com a grande quantidade de canais de leitura e utilizar essa informação, em conjunto, para caracterizar a passagem de uma partícula por todas as camadas do sistema de detecção. A Figura 2.8 representa a interação das partículas, resultado de uma colisão, no detector ATLAS.

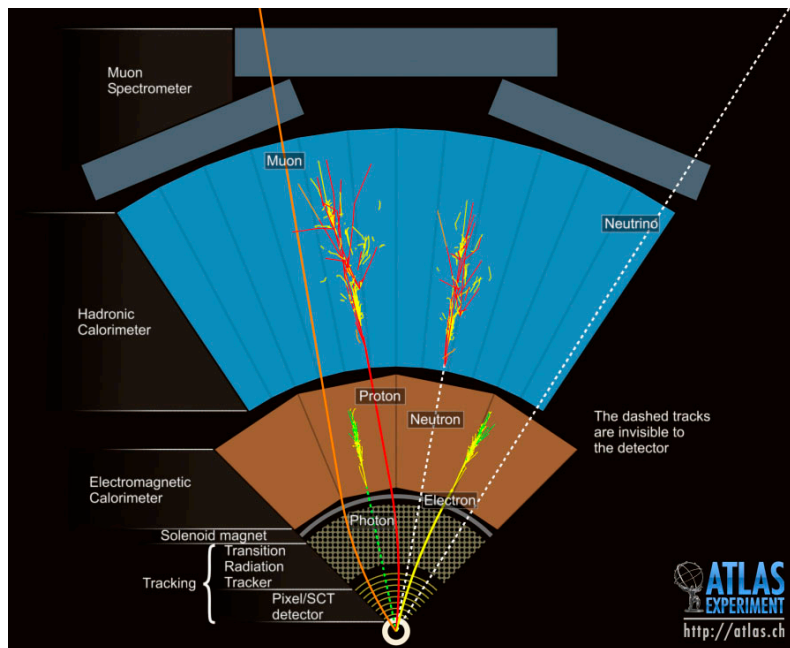


Figura 2.7: Um esboço contendo diversos exemplos de partículas interagindo com os detectores do ATLAS. Apenas partículas carregadas eletricamente deixam traços no Detector Interno. Elétrons, pósitrons e fótons serão totalmente absorvidos pelo Calorímetro Eletromagnético. Ao Calorímetro Hadrônico, cabe a tarefa de absorver partículas com componentes hadrônicas, como nêutrons, prótons e outros mésons. Múons mesmo contendo componentes eletromagnéticas devem atravessar os calorímetros com facilidade, sendo somente detectados pelo Espectrômetro de Múons. Léptons Neutrinos não são detectados por nenhum dos detectores do ATLAS. Adaptado de [25].

É interessante notar a grande quantidade de pontos de leitura, em especial no centro do detector onde está instalado o ID, gerados apenas por uma colisão de pacotes de prótons no IP no centro do detector.

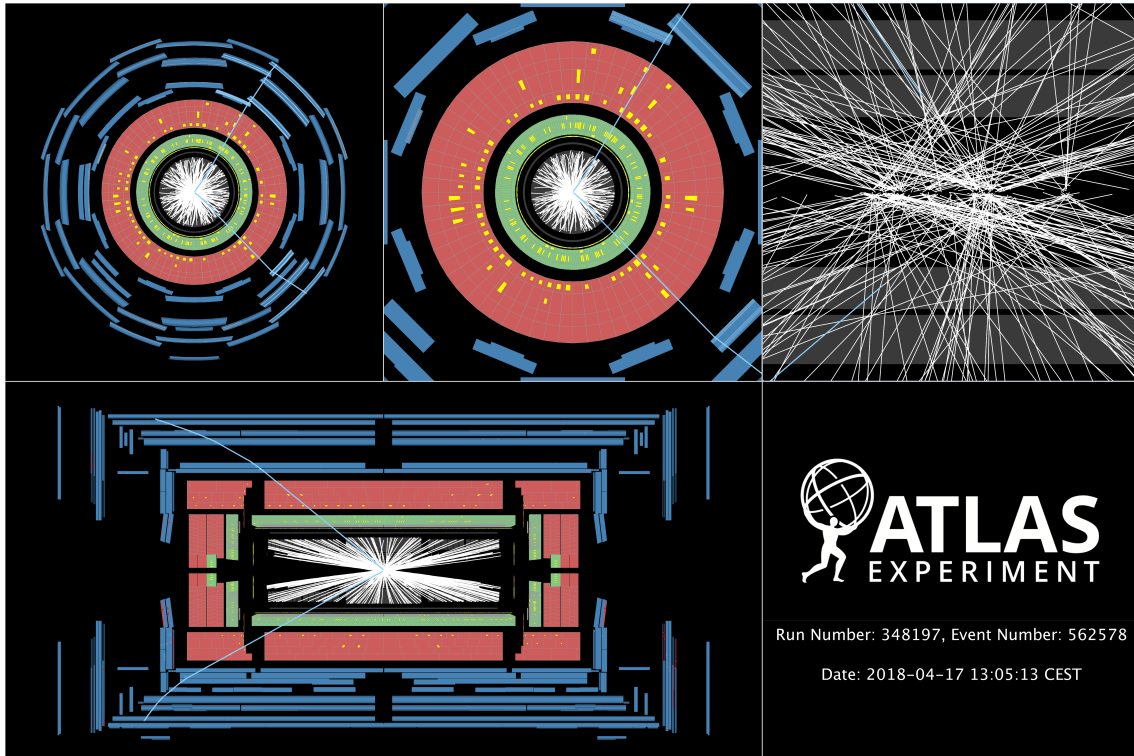


Figura 2.8: Visualização dos sinais registrados, em duas vistas diferentes, pelo experimento ATLAS em 17 de abril de 2018. Ao centro, as linhas brancas representam os traços gerados pelo detector de traços. Em volta do centro, a camada em verde representa as células do ECAL. Os pontos em amarelo representam as células que registram a energia proveniente da passagem de uma ou mais partículas pelo calorímetro. Por sua vez, a camada em rosa representa o HCAL e suas leituras (em amarelo). Por fim, envolvendo os calorímetros encontra-se as câmaras de múons, em azul, responsáveis por registrar a passagem dos múons. Extraído de [26]

# Capítulo 3

## Estratégias de *Trigger* em Experimentos de Altas Energias

Neste Capítulo será apresentada uma breve introdução aos sistemas de filtragem *online* em experimentos de física de altas energias. Além disso será realizado um levantamento dos métodos aplicados na identificação de partículas em experimentos de física de altas energias através de aceleradores de partículas, em especial, na identificação de elétrons ou soluções envolvendo aprendizado de máquina (raso e profundo), fusão da informação e *ensemble learning*.

### 3.1 Sistemas de Filtragem *Online*

Em sistemas de filtragem *online*, aborda-se um sistema hierárquico de análise, onde os níveis superiores validam a decisão dos níveis inferiores. Tipicamente, o sistema de análise hierárquico é desenvolvido de forma que os níveis inferiores, mais baixos, apliquem cortes baseados em critérios mais simples, a medida que os níveis mais elevados implementem critérios de análise e seleção mais sofisticados, uma vez que dispõem de um tempo maior de tomada de decisão. Todavia, como os níveis superiores operam sobre um subconjunto dos eventos que não foram rejeitados pelos níveis inferiores, estes sistemas hierárquicos não podem desfazer a rejeição aplicada por um nível mais baixo.

Existem muitas características em comum entre os sistemas de filtragem em *hardware* dos experimentos de detecção de partículas com aceleradores. Todos estes experimentos realizam o armazenamento dos eventos em memórias do tipo *pipeline*, cujo tamanho depende das necessidades do experimento. A utilização destas memórias (*buffer*) aumenta o tempo disponível para o sistema de filtragem em *hardware* tomar a decisão, ao custo de garantir que haverá, sempre, memória suficiente para armazenar novos eventos, enquanto a decisão é tomada para um dado evento. Ainda,



em um sistema de filtragem *online*, o tempo de latência e o tamanho dos *buffers* de memória estão diretamente correlacionados, de tal forma que o tamanho do *buffer* de entrada possui um papel fundamental na determinação da latência máxima, taxa e tamanho de eventos. Esses dois fatores são particularmente relevantes para o primeiro nível de filtragem, onde a quantidade de informação a ser avaliada, por evento, é normalmente pequena, mas a taxa de eventos obtidos é bastante elevada. Assim, em geral, níveis mais altos de filtragem possuem um tempo maior de análise, pois a quantidade de dados e a taxa de eventos reduz-se, enquanto, por outro lado, a quantidade de informação considerada sobre os eventos aumenta.

Adicionalmente, os primeiros níveis de filtragem frequentemente possuem um baixo tempo de latência (da ordem de  $\mu s$ ) [27] e são implementados tanto como sistemas de filtragem integrados, sendo parte de um sistema de leitura de informação dos detetores, ou como sistemas sistólicos, que implementam códigos mais complexos implementados em Circuito Integrado de Aplicação Específica (ASIC) e, mais recentemente, *Field-Programmable Gate Array* (FPGA). Por outro lado, sistemas de filtragem de mais alto nível, tipicamente envolvem processadores de uso geral, do tipo PC, conectados em rede de alta velocidade, e operando com latências mais altas e taxa de eventos mais baixas, tornando possível o emprego de algoritmos mais complexos. Contudo, para que PCs possam ser utilizados para filtragem online em ambientes com alta taxa de eventos, torna-se necessário resolver o problema do grande volume de informação a ser trafegada pelo sistema de filtragem de alto nível.

### 3.1.1 Sistemas de Aquisição e Controle de Dados

O tráfego de dados, bem como a comunicação entre os componentes do sistema de filtragem de alto nível são orquestrados por um sistema comumente referido como Sistema de Controle e Aquisição de Dados (*Data Acquisition and Control - DAQ*). O DAQ é composto por um conjunto de componentes que executam algoritmos de baixo custo computacional encarregados de definir e garantir o correto fluxo de informação dentro do sistema de filtragem, bem como permitir a comunicação entre cada módulo através de uma interface genérica. Isto permite que uma sequência de análises possa ser configurada de acordo com a disponibilidade de dados (reais, simulados, etc.) e nós de processamento. A configuração do DAQ normalmente é dinâmica, e pode ser mudada em tempo de execução, de forma a atender requisitos de balanceamento de carga e tolerância à falhas.

O DAQ é responsável por transferir dados provenientes de milhares de canais de leitura dos detetores para um único nó de execução. Ao longo deste processo, o evento precisa ser construído, o que significa que toda a informação sobre este evento precisa ser colocada no formato especificado pelo experimento. Após a construção

do evento, algoritmos em *software* são executados para extrair informações físicas relevantes que culminem na rejeição ou aprovação do evento em questão através de filtros físicos (cortes em energia, variáveis descritivas ou estratégias multivariáveis). Se o evento for aprovado, é responsabilidade do DAQ enviá-lo para um sistema de armazenamento em massa. Experimentos mais antigos, como DØ e CDF, já utilizavam um DAQ baseado em redes de alta velocidade para realizar a leitura da informação de seus detetores, após a execução de um segundo nível de filtragem híbrido (*hardware-software*). Os dados colhidos eram propagados para um conjunto de nós de processamento (tipicamente baseados no sistema operacional Linux) para realizar a tomada de decisão

### 3.1.2 Arquiteturas de Trigger em Experimentos de Colisão

Em experimentos mais antigos, como o DØ [28] (1991–2011), um dos detectores do acelerador Tevatron do Fermilab, Estados Unidos, por exemplo, a arquitetura de filtragem *online* foi concebido em 2 níveis de *hardware* [29] e um em *software*. Primeiramente, o sistema L0 aguardava uma interação no ponto de colisão medida através dos cintiladores do calorímetro, reduzindo de 288kHz para 150kHz a taxa de eventos. Após detectar uma interação, o L1, também em *hardware*, iniciava a construção dos agrupamentos energéticos (*clusters*), a partir da informação do calorímetro, e aplicava um corte em energia (200Hz de saída). Nesse nível, a informação dos detectores de múons também era disponibilizada. Em seguida, o L1.5, atuava sobre os eventos aprovados pelo L1, utilizando a informação refinada do calorímetro e do detector de radiação de transição (TRD) [30] para confirmar se o evento era um elétron (100Hz de saída). Por fim, os eventos aprovados pela etapa de *hardware* eram repassados para o L2, onde seriam reconstruídos em *software*<sup>1</sup> e selecionados por algoritmos de cortes lineares baseados em variáveis altamente discriminantes (2Hz de saída). Os eventos aprovados pelo L2 eram, então, armazenados em formato persistente pelo DAQ.

No Zeus [31] (1992–2007), um dos experimentos do acelerador HERA em DESY, Hamburgo, a arquitetura de filtragem *online* era organizada em três níveis [32]. O primeiro nível, totalmente em *hardware* utilizava a informação de todos os detectores (calorímetro, múon e traço) para procurar por possíveis agrupamentos energéticos e trajetórias. Em seguida, extraía-se algumas informações relevantes (16 variáveis ao todo) dos objetos (regiões candidatas) encontrados. Essas informações eram, então, enviadas para o sistema de decisão do L1 baseado em cortes ou lógica combinacional. O L2, também em *hardware*, operava sobre todos os eventos aprovados pelo L1 e utilizava toda a informação do detector (granularidade plena) para reconstruir

---

<sup>1</sup>Os algoritmos eram tipicamente implementados em linguagem de alto nível (C/C++) e instalados em *hardwares* customizados.

os objetos físicos (*clusters* e traços). A seleção de eventos pelo L2 era realizada através de filtros físicos (combinações de cortes em algumas variáveis descritivas otimizados para a identificação de determinadas partículas como elétrons, fótons ou múons). Caso algum objeto fosse aprovado em pelo menos um dos filtros (até 1995 era utilizados cerca de 30 filtros [33]), o evento era aprovado. Por fim, um terceiro nível (L3), em *software*, era utilizado para reconstruir os eventos utilizando algoritmos mais complexos (semelhantes aos da análise *offline*) combinados com filtros mais sofisticados. Ao todo, eram utilizados 36 nós de computação para processar os eventos no último estágio de seleção.

O experimento H1 [34] (1992–2007), também um dos experimentos do acelerador HERA, em DESY, utilizava um sistema de filtragem *online* construído em quatro níveis (L1–L4) [35], onde os dois primeiros níveis eram implementados em *hardware* e, juntos, eram capazes de reduzir a taxa de entrada de 10MHz [36] em aproximadamente quatro ordens de grandeza (tipicamente 1kHz após o *upgrade* em 2005). O primeiro nível foi implementado em componentes eletrônicos personalizados, com sistema de filtragem dedicados para o detector de traço, calorímetros e sistema de múons, sendo implementado através da técnica de *pipeline* com tempo máximo de decisão de  $2.3\mu\text{s}$ . O segundo nível (L2) foi construído utilizando processadores dedicados. Esse nível combinava as decisões do L1, os filtros físicos para o sistema de traço (calculados neste nível) e redes neurais para tomar uma decisão global (combinação de diferentes filtros físicos). Por sua vez, o terceiro (L3) e quarto (L4) níveis utilizavam processadores (tipo PC) para executar algoritmos de reconstrução (versões degradadas ou semelhantes dos algoritmos utilizados pelas análises físicas) para selecionar, através de filtros físicos mais acurados, os eventos (tipicamente, limitada em 50Hz).

Atualmente no ATLAS e CMS, experimentos do acelerador LHC, no CERN, Suíça, o sistema de filtragem é organizado em dois níveis [37, 38]. O primeiro nível totalmente em *hardware*, baseado em FPGA, utiliza a informação dos calorímetros e câmaras de múons para procurar por possíveis regiões de interesse (agrupamentos energéticos) em ambos os sistemas [39, 40]. Nesse nível, os detectores de traço, em ambos os experimentos, não são utilizados devido ao grande número de canais de leitura e tempo de processamento exigidos por estes sistemas. Em seguida, essas regiões são enviadas para o sistema de decisão do L1 onde são utilizados filtros físicos para selecionar possíveis candidatos [41] (elétron, fóton, múons, outros). As tecnologias e estratégias de seleção empregadas nestes experimentos permitem reduzir a taxa de entrada de eventos de 40MHz para algumas centenas de kHz.

Caso uma determinada região de interesse avaliada pelo L1 seja aprovada por algum dos filtros físicos utilizados (um filtro dedicado a coletar elétron com no mínimo 15 GeV, por exemplo), o DAQ irá disponibilizar recursos no sistema de

filtragem de alto nível para processar essa região utilizando determinados algoritmos de reconstrução e filtros físicos (específicos para elétrons, por exemplo). Ainda, nesta etapa, todos os detectores estão disponíveis. Por ser estruturado totalmente em *software*, este nível permite a utilização de algoritmos de reconstrução e seleção de eventos (filtros) mais sofisticados (como redes neurais, por exemplo) além da fácil manutenção ou atualização por membros da colaboração.

## 3.2 Identificação *Online* de Partículas em Experimentos de Altas Energias

Em experimentos de colisão em física de altas energias é indispensável um sistema de filtragem *online*. Nos experimentos mais modernos, a arquitetura é dividida em níveis hierárquicos implementados em *hardware* e ou *software*, torna possível a aquisição de dados de interesse que serão utilizados posteriormente para uma análise *offline* mais aprofundada. Contudo, o conceito de filtragem está diretamente relacionado a combinações de estratégias de reconstrução e seleção de eventos (filtros físicos). Por muitos anos a seleção de eventos, na física de partículas, utilizou cortes lineares para selecionar eventos de interesse para a física (utilizando os filtros físicos). Contudo, com a crescente dificuldade de seleção de eventos, hoje imersos em uma grande quantidade de ruído<sup>2</sup> de fundo, nos experimentos mais atual, por exemplo o LHC, os físicos tem optado por utilizar técnicas multivariáveis para selecionar os eventos [42–44]. Adicionalmente, existe ainda um movimento global, até mesmo dos próprios físicos em utilizar técnicas de aprendizado de máquina para melhorar o reconhecimento de padrões nos sistemas de filtragem. Nesta Seção será discutida as principais estratégias de seleção (filtros) de partículas com foco em quatro áreas: Redes neurais rasas; Aprendizado profundo; Fusão da informação e *Ensemble learning*.

### 3.2.1 A Utilização de Redes Neurais na Identificação de Partículas

No experimento  $D\emptyset$ , realizado pelo *Fermilab*, foram realizadas análises físicas, e mais tarde uma proposta de um sistema de filtragem *online*, utilizando redes neurais [45, 46] (1989) para filtrar elétrons com grande inspiração nos estudos realizados pelo experimento E734 [47] na separação de elétron-fóton. Em todos esses estudos, a Rede Multicamadas de *Perceptrons* (MLP) apresentou grande superioridade (cerca de 90% de eficiência) na seleção de elétrons provenientes do decaimento do tipo

---

<sup>2</sup>O ruído não está relacionado ao ruído eletrônico mas sim aos eventos de fundo ordinário produzidos pelas colisões que devem ser descartados pelo processo de filtragem.

$Z \rightarrow ee$  quando comparado com a estratégia utilizando cortes rígidos (apenas 75%). No CERN, o experimento ALEPH [48], do antigo acelerador *Large Electron Positron Collider* (LEP), realizou estudos, em simulações de Monte Carlo, para separar fótons e píons utilizando redes neurais alimentadas por um conjunto de variáveis extraídas do calorímetro.

Em um nível de aplicação, o experimento H1 [34] (Um dos experimentos do acelerador HERA, que operou no laboratório DESY na Alemanha) foi o primeiro experimento a utilizar, de fato, redes neurais [49] para selecionar eventos físicos de interesse em um sistema de filtragem *online*. Sua implementação, realizada em *hardware*, foi construída para operar no segundo nível de filtragem. Contudo, esse sistema foi montado de forma a operar em paralelo, desde o início do experimento, com outra decisão baseada em cortes lineares, complementando assim a decisão do sistema de filtragem e possibilitando a coleta de estatística de processos ainda mais complicados.

No experimento *High Energy Gamma Ray Astronomy* (HEGRA) [50], composto por um conjunto de detectores de raios cósmicos instalados a 2000 metros de altitude, na olha de La Palma, Espanha, uma rede neural foi utilizada para separar eventos de raios cósmicos carregados eletricamente do ruído de fundo composto por chuviros induzidos por hádrons (aproximadamente 100 vezes mais frequente que a assinatura de interesse). O classificador neural foi alimentado por medições de um conjunto de 221 cintiladores, que possibilitam a reconstrução da direção da partícula primária. Diversas topologias de classificadores neurais foram testadas e foi atingido uma rejeição de 92% do ruído de fundo para uma aceitação de 60% da física de interesse.

Ainda, na identificação de elétrons, são encontrados diversos estudos [18, 23, 51–53], desde 1996, utilizando a informação anelada das células do calorímetro, inspirada em [54], e redes neurais na separação de elétrons e jatos. A proposta original utilizava uma única rede neural do tipo MLP, alimentada pela informação anelada, para tomar a decisão no segundo<sup>3</sup> nível (L2) de filtragem em *software* do ATLAS. Adicionalmente, esses estudos mostraram uma grande superioridade da estratégia multivariável em relação aos cortes lineares utilizados, naquela época, para tomar a decisão. Com o crescimento dos recursos computacionais, necessários para processar os eventos, devido ao aumento da luminosidade e a degradação dos sinais do detector (efeito de empilhamento), em 2017, o ATLAS optou por utilizar um *ensemble* de redes neurais [55–57] alimentado pela informação anelada, proposta deste trabalho, na primeira etapa de seleção *online* de eventos do sistema de filtragem

---

<sup>3</sup>Atualmente os estágios L2 e *Event Filter* (EF), como eram chamados durante a *Run 1*, foram unificados em um único sistema de filtragem chamado de HLT. Contudo, logicamente, a seleção de eventos, em especial os elétrons, ainda é dividida em etapas. Nos trabalhos antigos, a seleção neural, aplicada no L2, pode ser mapeada na primeira seleção rápida de elétrons no sistema de filtragem atual.

de alto nível (HLT) para elétrons acima de 15 GeV.

### 3.2.2 A Utilização de Aprendizado Profundo na Identificação de Partículas

Na busca por referências em aprendizado profundo na física de partículas, foram encontrados diversos trabalhos, inclusive no LHC, na área de identificação de partículas. Nos experimentos mais atuais onde a taxa de produção de eventos é gigantesca, o grupo responsável pelo sistema de filtragem *online* do experimento LHCb optou por utilizar, desde o início de sua operação em 2011, um discriminador multivariável baseado em *Boosted Decision Tree* (BDT) [58] no seu sistema de filtragem em *software* com a prerrogativa que os algoritmos de cortes rígidos usados não eram poderosos o suficiente para separar o evento de interesse da grande massa de dados gerada pelos experimentos modernos. Contudo, nos últimos anos, diversas propostas, em aprendizado de máquina, tem surgido com o intuito de substituir as estratégias de identificação atuais (BDT) com o objetivo de melhorar a seleção de eventos no sistema de filtragem. O primeiro algoritmo de aprendizado de máquina utilizado como alternativa na identificação de partículas no LHCb foi uma MLP com uma camada escondida. O modelo, chamado de *ProbNN* [59], foi treinado para identificar um conjunto de seis diferentes partículas (estratégia multiclases). Recentemente, uma nova estratégia baseada em redes profundas (DNN) [60], utilizando a biblioteca *tensorflow*, foi implementada com o propósito de melhorar a separação de sinal e ruído na identificação de partículas no sistema de filtragem *online*.

No CMS, tradicionalmente, a identificação de jatos tem utilizado técnicas multivariáveis como classificadores *baysianos* [61, 62], redes neurais rasas [63] e BDT [62] para melhorar a rejeição a falsos candidatos. Recentemente, redes profundas foram estudadas com objetivo de melhorar a seleção de jatos. Em [64], é apresentado uma rede profunda, chamada de *DeepJet*, composta por aproximadamente 650 entradas divididas em 4 categorias. Três categorias são utilizadas para alimentar uma rede convolucional unidimensional (Conv1D) seguida de uma camada recorrente (LSTM), uma para cada categoria. A saída das camadas recorrentes são utilizadas para alimentar uma camada totalmente conectada (composta por 200 neurônios na primeira camada escondida, 100 neurônios na segunda camada escondida e 7 saídas). Uma quarta categoria de variáveis (6 ao todo) é utilizada diretamente na camada totalmente conectada. Por fim, a última camada é responsável por identificar o tipo de candidato (7 possíveis classes). Os resultados apresentados demonstraram superioridade em relação as estratégias atuais.

Por fim, no ATLAS, em especial na identificação de elétrons, foram realizados estudos utilizando redes neurais profundas (DNN) na identificação *offline*. O mo-

delo proposto em [44] contém 10 camadas escondidas (cada uma com 256 neurônios) e uma camada de saída com apenas um neurônio. Após cada camada escondida, uma função de ativação linear retificada modificada (*Leaky* RELU) seguida de uma camada de *batch normalization* [65] é aplicada. O neurônio de saída é seguido pela função de ativação sigmoide. Os resultados, em classificação, apresentados demonstraram grande superioridade em relação a estratégia de seleção *offline* atualmente utilizada [66] (Máxima verossimilhança). Recentemente, uma versão simplificada, com menos camadas, do modelo neural profundo (DNN) foi proposta para atuar no último estágio de seleção de elétrons no *online*. Todavia, essa proposta ainda encontra-se em desenvolvimento. Uma segunda proposta, descrita em [67], utiliza a informação das células do calorímetro (informação crua) para alimentar uma rede neural convolucional bidimensional (Conv2D) em conjunto (fusão da informação) com uma rede totalmente conectada alimentada pelas grandezas físicas descritivas comumente utilizadas pelos algoritmos de classificação do *offline*. Os resultados apresentados, novamente, demonstraram uma grande superioridade dos modelos profundos na seleção de eventos em relação as estratégias atuais. Em relação a seleção de elétrons ou fótons na etapa rápida do sistema de filtragem *online* do ATLAS não foram identificados trabalhos referentes a este tema (Apenas trabalhos relacionados a identificação de elétrons com o *NeuralRinger* utilizando redes MLP).

### 3.2.3 A Utilização de Fusão da Informação na Identificação de Partículas

O campo de Fusão da Informação é muito amplo e pode referenciar uma grande variedade de trabalhos que fogem do escopo deste. Os termos fusão da informação e fusão de dados são geralmente empregados para determinar o mesmo fim. A primeira definição (1985) para fusão de dados deu-se por [68]<sup>4</sup>, onde descreve como um processo que lida com a associação, correlação, combinação de dados e informação de fontes únicas ou múltiplas para alcançar o aperfeiçoamento de uma determinada tarefa (ou tomada de decisão no contexto deste trabalho). Na identificação de partículas, o conceito de fusão da informação esta presente na maioria dos trabalhos identificados. Todavia, grande parte não menciona o termo fusão da informação, embora o uso de diferentes fontes de informação (ou diferentes detectores, por exemplo) para tomar uma decisão seja uma abordagem bastante comum em experimentos de altas energias.

Na identificação *offline* de elétrons, em [69], aborda-se o problema de fusão da informação entre três fontes (anéis concêntricos, grandezas descritivas de calorimetria e

---

<sup>4</sup>Atualmente, o livro de referência para a área encontra-se em sua segunda edição publicada em janeiro de 2017.

traço) utilizando redes MLP treinadas separadamente, e posteriormente, unificadas, para melhorar o poder de classificação do discriminador neural. Em [67], é realizada a fusão da informação<sup>5</sup> entre a as células do calorímetro e as variáveis de traço utilizando um modelo único (Conv2D para as células e rede totalmente conectada alimentada pela informação do traço e as saídas da CNN). Ainda em [64], utiliza-se um modelo neural onde cada categoria de variáveis possui sua própria camada dedicada (Conv1D seguida por uma LSTM) seguida de uma camada totalmente conectada alimentada pela saída das camadas intermediárias.

### 3.2.4 A Utilização de *Ensemble Learning* na Inteligência Computacional

Na última década o método de *ensemble* [70] se tornou bastante popular na área de inteligência computacional. Em primeiro lugar, a utilização deste método apresentou melhorias, em grande parte dos problemas, quando comparado com a utilização de um único modelo de classificação ou regressão. Sendo este, talvez, o maior motivo para o desenvolvimento desta técnica nos últimos anos. Em segundo lugar, sua utilização resolveu o problema de custo computacional e escala, hoje, presente na maioria dos problemas de *Big Data*, uma vez que essa técnica visa particionar horizontalmente o banco de dados em partes menores para o processo de aprendizado.

Na busca por *ensemble learning* no campo da inteligência computacional foram encontradas diversas referências sobre aprendizado de máquina envolvendo técnicas de construção de multi-modelos como *bagging* [71] e *boosting* [72]. Diversos artigos mencionam a utilização destas técnicas para a construção de modelos, por exemplo classificadores, utilizando essas abordagens. Em [73] é utilizado um conjunto de redes do tipo MLP, modelo homogêneo, para detectar íons de amônio em uma solução de potássio através de uma eletrônica dedicada. As redes são treinadas para cada subconjunto dos dados, aquisitado pelos sensores, e amostrados pelo método de *bagging*. A decisão final do classificador é composta pela média das saídas de cada classificador. Os resultados mostram uma superioridade da detecção da decisão tomada em conjunto quando comparada com um único classificador. Já em [74], é utilizado um conjunto de diferentes arquiteturas, modelo híbrido, composto por classificadores do tipo MLP e *Supporting Vector Machine* (SVM), treinadas através do método de *boosting* para detectar um determinado tipo de vírus em amostras de laboratório. A decisão de cada uma das arquiteturas é combinada através de votação e cada classificador possui um peso determinado pelo método de *boosting*.

---

<sup>5</sup>O termo fusão da informação não é utilizado pelo autor deste trabalho embora a construção de um modelo capaz de lidar com esses dois tipos de informação seja enquadrado em um problema de fusão da informação.



Em [75] é utilizada diversas arquiteturas de redes neurais recorrentes (RNN) para estimar um determinado índice econômico através de séries temporais. Neste caso, cada arquitetura é treinada utilizando séries temporais de diferentes taxas de câmbio e a estimação do índice final é combinada através de um método de *Kernel* não linear. Neste sentido, o resultado do *ensemble* apresentou ganhos na estimação do índice econômico quando comparado com a saída de cada modelo independente. Ainda, na Física de Partículas são encontrados alguns exemplos do uso do método de *ensemble*. Em [76] o autor utiliza um *ensemble* heterogêneo para detectar o bóson de Higgs composto por modelos como MLP, BDT e *Naïve Bayes*. Para tomar a decisão final, um outro classificador, do tipo MLP, é treinado utilizando como entrada as saídas dos modelos (*Stacking of Learning* [77]) do *ensemble*.

Neste sentido, o levantamento encontrou uma grande propensão da área em particionar o conjunto de dados, sem levar em consideração o conhecimento especialista dos dados, utilizar diversos modelos de classificação ou regressão e combiná-los através de técnicas de voto, média, ou até mesmo outro modelo para tomar a decisão final. Contudo, o *ensemble* proposto por este trabalho se beneficia da informação especialista prévia do problema. Nele, é utilizado a informação especialista da geometria do detector, através da posição de interação da partícula ( $\eta$ ), e o comportamento físico energético da partícula de interesse, dado pela energia transversa ( $E_T$ ). Assim, de posse dessas duas variáveis, não discriminantes, é possível particionar o conjunto de dados em regiões de energia e posição (espaços de fase) e treinar um classificador, neste caso do tipo MLP, para discriminar o evento dentro do espaço de fase selecionado. Portanto, o algoritmo de classificação proposto para o sistema de filtragem *online* do ATLAS para detectar elétrons deverá selecionar a rede neural especialista, dentro do *ensemble*, através da posição de interação e energia da partícula, e tomar a decisão de aceitar ou rejeitar o evento utilizando um modelo específico.

Vale lembrar que a estratégia de particionar os dados considerando a geometria do detector e a energia da partícula incidente não é novidade sendo, portanto, bastante comum em aplicações que envolvam física de partícula em detectores. Um grande exemplo disso é o sistema de filtragem do ATLAS que desde o início opera com diferentes modelos e cortes para cada região e faixa de energia. Em [78] (2011) o detector utilizou, em seu sistema de filtragem de elétrons, sequências de cortes lineares operando de forma diferenciada em cada espaço de fase. Já em 2015, devido o aumento da luminosidade, o ATLAS adotou, no último nível de filtragem *online*, um algoritmo de corte [79] baseado em um discriminante gerado por um *Naïve Bayes Likelihood* seguindo o mesmo conceito de espaço de fase adotado pela colaboração. Contudo, ambos os modelos citados não estão enquadrados na área de aprendizado de máquina, foco deste trabalho.

## Capítulo 4

# Sistema de Filtragem do ATLAS para Elétrons

A maioria das reações de interesse ocorrem com frequência bastante reduzida, uma vez que esses eventos são bastante raros. Por outro lado, jatos hadrônicos possuem uma frequência da ordem de centenas de  $k\text{Hz}$ , sendo necessário descartá-los da cadeia de processamento. Além da taxa de colisões, a granularidade dos detectores envolvidos na aquisição dos eventos colabora, de forma crucial, com o volume de informação gerado. A cada colisão, aproximadamente 1,5 MBytes de informação serão produzidos. Ao multiplicar-se este valor pela taxa de colisões, obtém-se um volume de informação da ordem de 60 TBytes por segundo. Adicionalmente, canais físicos de interesse ocorrem com um período que varia de algumas horas a até dias de operação. Consequentemente, um sistema de filtragem *online*, chamado de *trigger*, torna-se indispensável para o experimento. O sistema de filtragem deverá, ainda, identificar os padrões de decaimentos, e demais eventos de interesse, na massa de eventos com física ordinária (interações que produzem canais físicos já conhecidos e que, portanto, significam ruído de fundo para o experimento).

O sistema de filtragem *online*, em geral, é organizado de forma hierárquica, onde os níveis superiores validam a decisão dos níveis inferiores. Tipicamente, a hierarquia de análise deste sistema é desenvolvida de forma que os níveis mais baixos apliquem cortes baseados em critérios de análise mais simples, enquanto que níveis mais elevados implementam critérios de seleção mais sofisticado, uma vez que dispõem de uma latência maior para análise de cada evento. Assim, os níveis mais altos operam sobre um subconjunto de eventos, ou objetos físicos de interesse, aceitos pelos níveis inferiores. Como todos os eventos rejeitados pelos níveis inferiores não podem ser recuperados, é crucial que os níveis inferiores sejam eficientemente ajustados para não remover potenciais eventos de interesse prematuramente.

Mesmo após a aplicação do sistema de filtragem *online*, há uma grande massa de dados contendo física ordinária que deve ser minerada a fim de prover informação

útil para a análise. Assim, a busca por objetos de interesse ocorre no sistema de reconstrução *offline* de forma a possibilitar a máxima eficiência do sistema composto pela decisão conjunta dos sistemas *online* e *offline*. Naquele, a decisão, uma vez realizada, é inalterável, enquanto o *offline* é flexível e permite o refazer suas decisões (reprocessamento) conforme a sua atualização.

Como o contexto deste trabalho apresenta como um de seus objetivos a melhoria na estratégia de seleção *online* dedicada às cadeias<sup>1</sup> de elétrons, todos os sistemas apresentados a seguir serão especificados somente para este tipo de objeto físico. Contudo, é importante ressaltar que cada objeto física de interesse possui suas particularidades e conseqüentemente sistemas de filtragens dedicados. Um exemplo desta variação são os fótons que não apresentam carga e por sua vez não deixam informação no detector de traços. Assim, diferentemente das cadeias de elétrons que usam a informação do ID, as cadeias de fótons não incluem os algoritmos de reconstrução de traços em sua seqüência de filtragem e reconstrução.

## 4.1 Sistema de Filtragem offline para Elétrons

Os pequenos experimentos de Física de Partículas, como o caso de [80], não contavam com processamento computacional. Com o crescimento das análises e a quantidade de dados a serem processados, fez-se necessário o desenvolvimento de infraestruturas dedicadas para atender as necessidades das análises físicas, o sistema de filtragem *offline*. Assim, os primeiros *softwares* para a reconstrução *offline* da Física de Partículas originaram-se como uma solução para os desafios desses detectores. O (re)processamento<sup>2</sup> inicia-se a partir dos dados crus obtidos dos sensores do ATLAS (selecionados pelo sistema de filtragem *online*) de onde são geradas as informações de nível mais alto (os objetos físicos básicos empregados nos canais de análise). Por exemplo, para o caso de elétrons, a informação tratada por algoritmos específicos de processamento do Sistema de Calorimetria e do ID são empregadas individualmente para a geração de informações de mais alto nível, como *clusters* e traços, respectivamente. O processo segue para fundir essa informação de mais alto nível em um candidato a elétron. Esses candidatos passam por uma série de processamentos, decorando-os com informações pertinentes, como tratamentos para melhoria de precisão (calibração de energia), geração de grandezas física, decisão dos classificadores e seus discriminantes.

---

<sup>1</sup>Uma seqüência de algoritmos de reconstrução e reconhecimento de padrão dedicados a um determinado objeto físico forma uma cadeia de *trigger*.

<sup>2</sup>Realiza-se o processamento oficial quantas vezes forem necessárias em determinadas versões de *software* a fim de integrar melhorias no resultado a ser fornecido para análise. Normalmente, esse processo é chamado de reprocessamento, uma vez que os dados sempre são processados pela primeira vez em *offline* assim que liberado pelo grupo de plantonistas de qualidade de dados no Ponto 1 de Inserção (P1).

### 4.1.1 Reconstrução de Elétrons

A reconstrução de elétrons procede nos seguintes passos [66, 81]<sup>3</sup>: reconstrução de *cluster* através de sementes; reconstrução de traços; ajuste-fino de traço para candidatos a elétron; e reconstrução final dos candidatos.

O processo de construção de *cluster* é realizado para  $|\eta| < 2,5$ , onde é realizado a construção das torres, o Sistema de Calorimetria é dividido em uma grade de  $0,025 \times 0,025$  (correspondente a granularidade da EM2), através da soma da energia das células das camadas longitudinais do ECAL contidas dentro da região. Em seguida, uma janela de  $5 \times 5$  torres procura por uma região que ultrapasse um limiar para  $E_T > 2,5$  GeV e que seja um máximo local. Quando encontrado, gera-se uma semente cuja posição é calculada através da ponderação de energia das células contidas em uma janela concêntrica a anterior, porém menor ( $3 \times 3$  torres) para evitar o acúmulo de ruído, com as posições das células. Para remover duplicatas, ao se ocorrer múltiplas sementes dentro de uma região  $2 \times 2$  torres, armazena-se apenas a semente mais energética. Os *clusters* são reconstruídos com seus tamanhos específicos dependentes da partícula e sua incidência ( $3 \times 7$  para elétrons e fótons convertidos,  $3 \times 5$  para fótons não-convertidos quando incidindo no barril e  $5 \times 5$  na tampa). O processo inicia-se na segunda camada EM (EM2) através da construção do *cluster* a partir da posição da semente. Então o baricentro de energia é calculado e propagado para a primeira camada EM (EM1) e terceira camada EM (EM3), onde são gerados os *cluster* para essas camadas. Para o PS emprega-se como centro o baricentro de energia da EM1.

Por outro lado, a reconstrução de traço ocorre em dois passos: reconhecimento de padrão e ajuste do traço. A reconstrução de elétrons possui um reconhecimento de padrão com algoritmo próprio para a perda de energia por *bremstrahlung* no material do ID, o que permite a recuperação de até 30 % da parcela de energia perdida. Esse algoritmo complementa a estratégia padrão de reconstrução de traços do ATLAS que assume como hipótese que a partícula atravessando o detector é um pión. O algoritmo inicia com sementes de traço (ao menos três pontos em diferentes camadas do SCT) de  $P_T > 1$  GeV empregando a hipótese de píons para verificar a geração de traços com ao menos 7 pontos dentro de uma região de interesse contendo um *cluster* EM. Caso essa estratégia falhe, repete-se a reconstrução do traço com a hipótese de elétrons. Os traços reconstruídos de forma bem-sucedida por uma das estratégias anteriores são ajustados por um algoritmo [83] empregando a hipótese tomada para perda de energia. No caso da hipótese de pión seja tomada e a mesma

---

<sup>3</sup>Atualmente, há uma nova reconstrução com a construção de *clusters* dinâmicos [82] que melhoram a reconstrução de elétrons radioativos e fornecem resiliência ao efeito de empilhamento. Todavia, o emprego dos chamados “*superclusters*” não afetam a reconstrução da informação anelada de calorimetria.

falhe, reavalia-se o algoritmo com a hipótese de elétron. Essa estratégia possibilitou integrar um algoritmo especializado na reconstrução de traços de elétrons em cima da base padrão de reconstrução de traços do ATLAS.

Em seguida, ocorre o casamento da informação através de critérios pouco exigentes (*loose*) através da extrapolação do traço até seu ponto de impacto com a EM2 e da posição do baricentro de energia calculado nessa camada. Para o casamento ocorrer, leva-se em consideração a curvatura do traço e o número de pontos de precisão no SCT. Os traços com número suficiente de pontos de precisão (4) são posteriormente reajustados através da aplicação de GSF otimizado, que considera perdas não-lineares devido ao efeito de *bremstrahlung*. Com isso, completa-se a reconstrução de candidatos a elétron. Caso tenham diversos traços casando-se com um *cluster*, a escolha do traço primário é feita por um algoritmo que computa a distância  $\Delta_R = \sqrt{\Delta_\eta^2 + \Delta_\phi^2}$  utilizando diferentes hipóteses de momentos em conjunto com o número de pontos no Detector de Pixel e a exigência de ao menos um ponto no SCT.

#### 4.1.1.1 As Grandezas Físicas para Discriminação de Elétrons

A partir dos candidatos a elétron obtidos, geram-se as grandezas físicas utilizadas para discriminação. O ATLAS emprega um conjunto de grandezas com alto teor discriminante na tarefa de identificação [66, 81] elétron-hádron, dentre elas constam sete grandezas relacionadas ao formato e largura do chuveiro de partículas, razões de energia provenientes do Sistema de Calorimetria. Outras seis grandezas são geradas a partir do conhecimento especialista da informação de traços e casamento (fusão da informação através de extrapolação do traço para o calorímetro) dessas duas informações. A Tabela 4.1 contém um sumário das grandezas empregadas pelo ATLAS. Dessas grandezas, adicionou-se a eProbabilityHT para a operação na *Run 2*. Isso ocorreu pois a mistura de gás empregada no TRT foi alterada para utilizar argônio ao invés de xenônio devido a vazamento do gás no tubo e por xenônio ter alto custo. A operação com argônio deteriora a capacidade de discriminação elétron-hádron do TRT e, por isso, empregou-se técnica de verossimilhança em cima das informações do TRT para recuperar essa perda.

Tabela 4.1: Definição das grandezas empregadas pelo ATLAS para discriminação de elétrons no *offline*. Adaptado de [81].

Tipo	Descrição	Nome
Vazamento Hadrônico	Razão em $E_T$ da primeira camada do calorímetro hadrônico para a $E_T$ do <i>cluster</i> EM (empregado para a região $ \eta  < 0,8$ ou $ \eta  > 1,37$ )	$R_{\text{had1}}$
	Razão em $E_T$ no calorímetro hadrônico para a $E_T$ a $E_T$ do <i>cluster</i> EM (empregado para a região $0,8 <  \eta  < 1,37$ )	$R_{\text{had}}$
Região Traseira do Calorímetro EM	Razão de energia da camada traseira para a energia total do calorímetro de acordeão EM. Essa variável é somente empregada abaixo de 100 GeV pois se sabe que ela é ineficiente em altas energias.	$f_3$
	Largura lateral do chuveiro, $\sqrt{(\sum E_i \eta_i^2) / (\sum E_i)} - ((\sum E_i \eta_i) / (\sum E_i))^2$ , onde $E_i$ é a energia e $\eta_i$ a pseudorapidez da célula $i$ e a soma é calcula dentro de uma janela com $3 \times 5$ células.	$w_{\eta 2}$
Camada Central do Calorímetro EM	Razão de energia em $3 \times 3$ células para a energia em $3 \times 7$ células centradas na posição do <i>cluster</i> do elétron	$R_\phi$
	Razão de energia em $3 \times 7$ células para a energia em $7 \times 7$ células centradas na posição do <i>cluster</i> do elétron	$R_\eta$
Camada de Tiras do Calorímetro EM	Largura do chuveiro, $\sqrt{(\sum E_i (i - i_{\text{max}})^2) / (\sum E_i)}$ , onde $i$ percorre todas as tiras na janela $\Delta\eta \times \Delta\phi \approx 0,0625 \times 0,2$ , correspondendo tipicamente a 20 tiras em $\eta$ . $i_{\text{max}}$ é o índice da tira com a maior deposição de energia.	$w_{\text{stot}}$
	Razão de energia da diferença entre os depósitos de maior e a de segunda maior energia no <i>cluster</i> para a soma dessas energias	$E_{\text{ratio}}$
	Razão da energia na camada de tiras para o total de energia no acordeão EM do calorímetro.	$f_1$
	Número de pontos na camada mais interna de pixel; discriminante contra conversões de fótons.	$n_{\text{blayer}}$
	Número de pontos no detector de pixel.	$n_{\text{pixel}}$
	Número total de pontos nos detectores de pixel e SCT.	$n_{\text{Si}}$
	Parâmetro transverso do ponto de impacto em relação ao feixe de colisão	$d_0$
	Significância do parâmetro transverso do ponto de impacto definido como a razão de $d_0$ e sua incerteza	$d_0 / \sigma_{d_0}$
	Perda de momento do traço entre o ponto originário e final de medida divididos pelo momento original	$\Delta p/p$
TRT	Probabilidade de verossimilhança baseada na radiação de transição no TRT	eProbabilityHT
	Transformação em eProbabilityHT: $\text{TRT\_PID} = -\frac{\log(1.0/e^{\text{ProbabilityHT}}) - 1.0}{15}$	TRT_PID
	$\Delta\eta$ entre a posição do <i>cluster</i> na camada de tiras e o traço extrapolado	$\Delta\eta_1$
	$\Delta\phi$ entre a posição do <i>cluster</i> na camada central e o traço extrapolado do ponto originário	$\Delta\phi_2$
Casamento <i>cluster</i> -traço	Definido como $\Delta\phi_2$ , mas o momento do traço é rescalado para a energia do <i>cluster</i> antes de extrapolar o traço do ponto originário até a camada central do calorímetro	$\Delta\phi_{\text{res}}$
	Razão da energia do <i>cluster</i> para o momento do traço	$E/p$

Observou-se que a resposta dos calorímetros depende da energia da partícula incidente ( $E_T$ ). A própria natureza construtiva do calorímetro implica na alteração da resposta, considerando as diferentes granularidades em função da região em que a partícula incide e as flutuações na quantidade de material disponível para as amostragens longitudinais. Há também quantidade variável de material morto disponível anteriormente ao calorímetro e das regiões de *crack*. Essas variações construtivas ocorrem em função de  $\eta$  uma vez que o ATLAS optou por simetria em  $\phi$ . Essa alteração tem influência direta no perfil das grandezas físicas geradas.

Um exemplo do impacto da diferença construtiva do calorímetro pode ser observado no cálculo da variável  $E_{ratio}$ . Nessa grandeza, calcula-se a razão da diferença de energia das células de maior energia na EM1 pela sua soma. Espera-se que um verdadeiro elétron (Figura 4.1b) deposite a maior parte de sua energia em uma única célula da EM1 e pouca nas demais, uma vez que o chuveiro ainda não se desenvolveu, logo obtendo valores próximos a unidade. Já o ruído físico de elétrons (Figura 4.1d), composto em sua maioria por jatos hadrônicos, uma vez iniciando o chuveiro nesta região, pode se expandir por uma região maior, tornando essa grandeza mais distante da unidade. O perfil do sinal é mais suscetível à alteração de acordo com a mudança dessas variáveis. Isso é esperado, uma vez que distorções irão afetar o perfil descrito pela área do calorímetro com maior impacto do que um perfil que naturalmente afeta uma área mais abrangente do calorímetro. Além disso, observa-se que elétrons possuem valores mais próximos a unidade na tampa, aonde a tira possui granularidade mais grossa e, logo, está sujeita a capturar maior energia nessa região. Isso, por sua vez, não garante maior poder de discriminação nessa região, necessariamente, já que os jatos hadrônicos também tendem a obter valores igualmente mais próximos a unidade. Assim como as grandezas baseadas nos sinais do calorímetro, as grandezas de traço também são igualmente afetadas de acordo com as variações construtivas do calorímetro.

#### 4.1.1.2 Estratégia para Discriminação de Elétrons

Elétrons constituem-se de ótimos candidatos para a exploração de física no ATLAS. Os mesmos constituem uma assinatura mais limpa, com boa medição de suas propriedades, e participam de canais para a busca de nova física [84]. A esmagadora maioria do ruído desses elétrons são jatos hadrônicos, cujas assinaturas no ATLAS se diferenciam principalmente pela geração de chuveiros hadrônicos. Além disso, quando se refere à exploração de física com elétrons, geralmente se refere a elétrons isolados. Em determinadas análises, realiza-se uma comparação entre as seções de choque provenientes da predição em simulação com aqueles observados. Para que essa comparação seja possível, restrições são aplicadas na região geométrica onde o experimento é capaz de fornecer informação relevante (como a região de

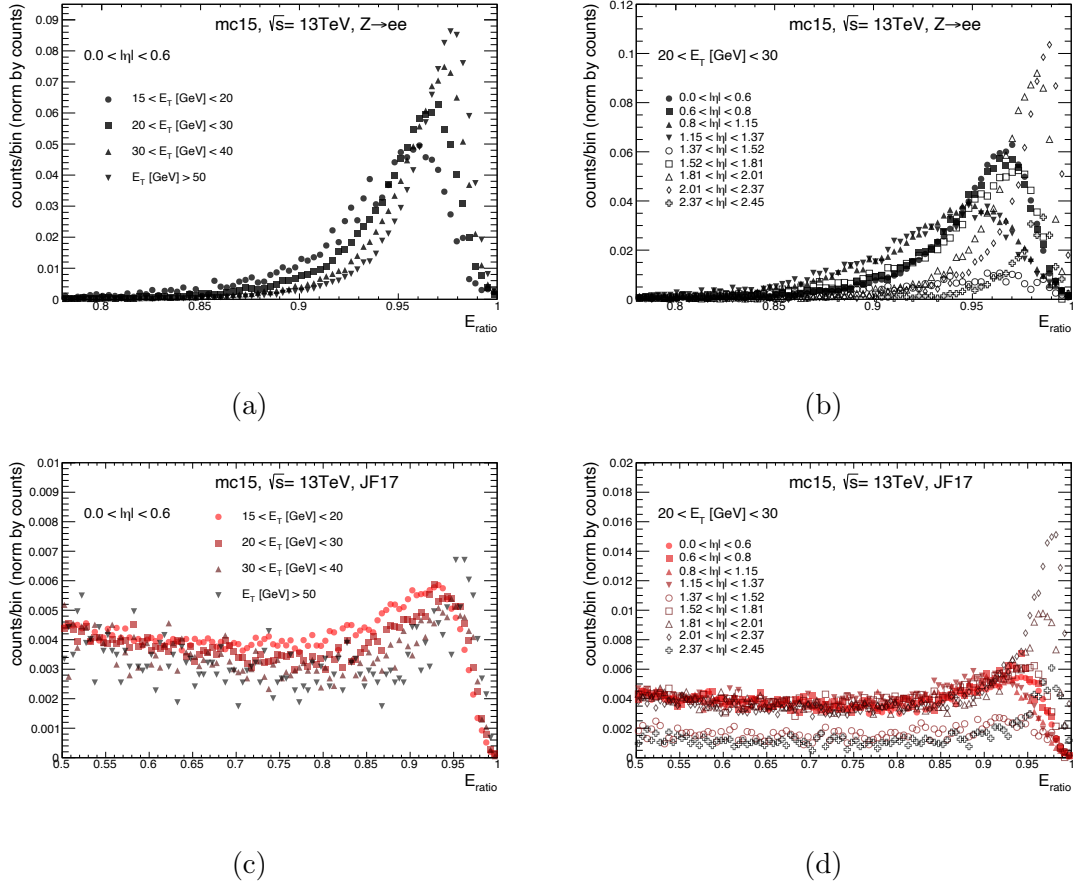


Figura 4.1: Perfis em dados de simulação de 2015 para a grandeza  $E_{ratio}$  reconstruída em *offline* para candidatos a elétrons provenientes da simulação de  $Z \rightarrow ee$  (a, b) e jatos hadrônicos (c, d). Em (b, d) compara-se os perfis para as regiões em  $\eta$  e (a, c) os perfis para as regiões em  $E_T$ . As observações estão normalizadas pelo total de entradas do histograma.

precisão  $|\eta| < 2,47$  para elétrons) e em regiões cinemáticas para limitar o impacto do ruído de fundo nas análises. Além disso, necessita-se levar em conta a influência dos detectores do experimento nas ineficiências de identificação. Em um dos tipos de medição (medições inclusivas fiduciais de seções de choque), isso pode ser realizado através de um fator de correção para colisão e simulação por regiões parciais do espaço das variáveis que influenciam a análise (espaço de fase). Esses fatores compreendendo as expectativas de distorções em eficiência em simulação e colisão são empregados para realizar o *unfolding* [85] da reconstrução nos dois casos e obter as distribuições fundamentais das grandezas em análise.

Assim, os métodos empregados nas análises físicas para identificação de objetos físicas costumam considerar medições em regiões do espaço de fase definido pelo plano  $E_T \times \eta$ . Uma vez que há alteração da resposta dos detectores e faça parte das análises o particionamento em regiões desse espaço de fase, é natural que os métodos de identificação considerem a aplicação de cortes de decisão e extração de



parâmetros também em regiões (Ver Figura 4.1).

Na Física de Altas Energias, é comum a criação de grandezas altamente discriminantes para a aplicação de cortes lineares. No ATLAS, essa estratégia (*cutbased*) foi a referência para as análises até 2012, estando atualmente, ainda, disponível para o emprego nas análises para os físicos que preferiram manter suas análises empregando uma abordagem clássica ao problema. Essa estratégia emprega as grandezas descritas na Tabela 4.1 com limiares definidos para regiões no espaço de fase com a grades definida na Tabela 4.2.

Porém, com o aumento do empilhamento e, portanto, demanda por abordagens mais eficientes, o ATLAS alterou sua referência para as análises envolvendo elétrons para uma estratégia multivariável a partir daquela data. Essa estratégia realiza a extração de estimativas das *pdf* marginais para essas grandezas físicas ( $\vec{x}$ ) construídas usando KDE Gaussiano [86]. Os *kernels* resultantes (atualmente obtidos em dados de colisões de 2016), são aproximados por histogramas com fina granularidade (500 canais ou *bins*) que são interpolados<sup>4</sup> para dar os valores de probabilidade do candidato ser oriundo da classe de sinal (ruído) para a  $i$ -ésima grandeza ( $P_{s(b),i}(x_i)$ ). O valor do discriminante é computado por

$$d_{\mathcal{L}} = \frac{\mathcal{L}_s}{\mathcal{L}_s + \mathcal{L}_b}, \quad (4.1)$$

onde

$$\mathcal{L}_{s(b)}(\vec{x}) = \prod_{i=1}^n P_{s(b),i}(x_i). \quad (4.2)$$

A decisão é avaliada no espaço de saída descrito por 4.1. As regiões empregadas para compor o espaço de fase (ajuste de modelo e cortes de discriminação) estão definidas nas Tabelas 4.3 e 4.2. Totalizando 48 regiões de ajuste de modelo, onde cada modelo é utilizado para gerar um discriminante  $d_{\mathcal{L}}$ , e 64 cortes de discriminação linearmente corrigidos para levar em conta o efeito de empilhamento (Subseção 4.1.1.4). Adicionalmente, outros critérios com cortes rígidos podem ser empregados para melhorar a eficiência final.

---

<sup>4</sup>Essa estratégia foi adicionada relativamente recentemente no ATLAS e é referida pelo termo *smooth*. Anteriormente o valor armazenado no histograma era empregado para o cálculo da verossimilhança.

Tabela 4.2: Cobertura das regiões em  $\eta$  empregadas para as análises realizadas pela ATLAS. A descrição geral é apenas uma das propriedades da região, havendo outras propriedades que podem interferir na caracterização da partícula na região.

Nomenclatura	Cobertura	Descrição Geral
$\eta_{0, \text{llh}}$	$0 <  \eta  < 0,6$	Barril central
$\eta_{1, \text{llh}}$	$0,6 <  \eta  < 0,8$	TRT_PID com menor capacidade discriminante
$\eta_{2, \text{llh}}$	$0,8 <  \eta  < 1,15$	Barril estendido do <i>TileCal</i>
$\eta_{3, \text{llh}}$	$1,15 <  \eta  < 1,37$	Transição barril para região do <i>crack</i>
$\eta_{4, \text{llh}}$	$1,37 <  \eta  < 1,52$	Região do <i>crack</i>
$\eta_{5, \text{llh}}$	$1,52 <  \eta  < 1,81$	Recuperação após <i>crack</i> na tampa
$\eta_{6, \text{llh}}$	$1,81 <  \eta  < 2,01$	Granularidade da EM1 em $\eta$ de 0,004
$\eta_{7, \text{llh}}$	$2,01 <  \eta  < 2,37$	Granularidade da EM1 em $\eta$ de 0,006
$\eta_{8, \text{llh}}$	$2,37 <  \eta  < 2,47$	Alto $\eta$ e ausência de tiras na EM1

Tabela 4.3: Fronteira das regiões em  $E_T$  empregadas pelo ATLAS para avaliação de eficiência, aplicação de limiares de decisão e ajuste dos modelos da *LLH*.

Fronteira das regiões em $E_T$ [GeV]										
Avaliação de Performance ( $Z \rightarrow ee$ T&P)										
15	20	25	30	35	40	45	50	60	80	150
Cortes de Discriminação										
15	20	25	30	35	40	45	50			
Ajuste de Modelo										
15	20	25	30	35	40					

#### 4.1.1.3 Critério de Isolamento em Elétrons

Adicionalmente aos critérios de seleção de elétrons descritos anteriormente, outro critério adicional considerando o conhecimento especialista pode ser aplicado a fim de obter melhor eficiência na seleção de elétrons de interesse. Isso se dá através de aplicação de cortes lineares em variáveis de isolamento, que provêm da energia de partícula produzidas em torno do candidato a elétron e permitem a distinção de elétrons isolados (a partir de decaimentos de  $W \rightarrow e\nu$  e  $Z \rightarrow ee$ ) de outros, elétrons não-isolados, como aqueles originando de conversões de fótons produzidos em decaimentos hadrônicos, elétrons oriundos de decaimentos de sabores pesados e falso alarme de jatos [81]. Duas variáveis foram desenvolvidas pelo ATLAS para esse propósito:

- Isolamento em *calorimetria* ( $E_T^{\text{cone}, \Delta R}$ ): definido pela soma em  $E_T$  dos *clusters* topológicos<sup>5</sup> [87] dentro de um cone a ser definido por  $\Delta R$ . A energia  $E_T$

<sup>5</sup> *Clusters* não retangulares, que crescem dinamicamente conforme a presença de células vizinhas considerando unidades de significância em relação ao ruído esperado nas células. Aplicam-se três limiares, um destinado à encontrar sementes para a geração de *clusters*, outro destinado ao crescimento do *cluster* e um terceiro limiar dedicado à extensão em que o algoritmo estende a busca

contida em um *cluster* retangular de tamanho  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,125 \times 0,175$  em torno do baricentro de energia é subtraída. Uma correção dependente em  $E_T$  e  $\eta$  é aplicada para considerar o vazamento de energia. A contribuição de empilhamento e de eventos adjacentes é corrigida para cada evento usando a técnica em [88];

- Isolamento variável em *traço* ( $p_T^{\text{varcone},\Delta R}$ ): definido como a soma dos momentos de traços, satisfazendo os critérios de qualidade de traços, dentro de um cone de  $\Delta R = \min(0,2,10[GeV/E_T])$  em torno do candidato a traço do elétron e originando do vértice primário, excluindo os traços associados ao elétron (por exemplo, o traço principal do elétron e outros adicionais devido a fótons convertidos por *bremstrahlung*).

#### 4.1.1.4 Resiliência ao Efeito de Empilhamento

O congestionamento de sinal no detector afeta a reconstrução de elétrons, havendo maior probabilidade de sobreposição de sinais provenientes de partículas distintas em regiões próximas e, com isso, ocorrendo interferência durante o desenvolvimento dos sinais (empilhamento). Devido à alta taxa de eventos operada pelo LHC, o empilhamento de sinais não ocorre necessariamente de colisões  $p - p$  oriundas do mesmo evento de cruzamento de pacotes do LHC (*in-time*). Assim, é observado que grande parte desse efeito está relacionado ao desenvolvimento do sinal eletrônico (por mais que os detectores sejam otimizados para terem resposta rápida) de um único cruzamento durante vários ciclos (*out-of-time*) de cruzamento de pacotes.

Há, ainda, uma grande probabilidade do evento contaminando a janela de análise ser proveniente de jatos hadrônicos, uma vez que o LHC atua como uma fábrica de jatos hadrônicos. Como dito, o empilhamento afeta tanto elétrons quanto ruído físico, mas, do ponto de vista de discriminação, decorre uma descaracterização grave para elétrons tanto em calorimetria quanto no traço. No caso do calorímetro, uma contaminação da região em análise pela deposição de energia de outra partícula pode causar, dependendo de sua intensidade e posição de incidência, a descaracterização do processo de desenvolvimento de um chuveiro EM, que sofrerá com contribuições hadrônicas em regiões não centradas no baricentro de energia aumentando o perfil lateral. Longitudinalmente, ainda que essas contribuições sejam provenientes de partículas com, geralmente, baixo  $P_T$ , as mesmas podem se alastrar até o HCAL devido à sua natureza hadrônica. No traço, a presença de outra partícula próxima ao elétron pode torná-lo parecido com um jato, constituído de diversas partículas e normalmente contém pior precisão no traço reconstruído. Todavia, estudos anteriores mostram que o efeito de empilhamento afeta mais fortemente as grandezas de

---

para realizar a junção entre *clusters* vizinhos.

calorimetria  $R_{\text{had}}$  e  $R_\eta$  [66]. No caso de  $R_{\text{had}}$  isso se deve ao vazamento longitudinal de energia para o HCAL e em  $R_\eta$  pelo vazamento lateral [89].

Cabe ressaltar que o empilhamento não afeta igualmente todos os eventos de cruzamento de pacotes. A partir de uma abordagem estatística, pode-se modelar uma maior probabilidade de ocorrência de empilhamento de acordo com estimativas de número médio de interações por cruzamento de pacote ( $\langle\mu\rangle$ ) e número de vértices ( $nvtx$ )<sup>6</sup>. As análises durante o desenvolvimento mostraram que o  $nvtx$  é um estimador mais apropriado para caracterizar o efeito de empilhamento, havendo menor flutuação de eficiência em função do mesmo quando comparado com o emprego de  $\langle\mu\rangle$ . Todavia, O segundo não está disponível no *online* por demandar alta latência para o seu cálculo quando considerando as análises baseadas em Região de Interesse (RoI) empregadas nas cadeias de elétrons. Assim, o  $\langle\mu\rangle$ , calculado *online* pelo LUCID<sup>7</sup> é empregado para a estimativa do empilhamento no sistema de filtragem *online*.

Assim como as análises físicas consideram o efeito da alteração da resposta do ATLAS em função do espaço de fase, o efeito de empilhamento de sinais deve ser levado em conta nas análises. No caso da identificação de elétrons, a queda em eficiência apresentou-se linearmente até recentemente. A fim de lidar com isso, aplicou-se uma correção linear no limiar de decisão conforme o estimador de empilhamento. Até o final de 2017, essa correção era obtida através de uma reta para o balanceamento da eficiência de detecção calculada elétrons abaixo e acima de um valor do estimador. Todavia, em 2018, esse método foi atualizado para compreender um ajuste linear em função dos limiares responsáveis pela obtenção da eficiência de detecção desejada em função do estimador de empilhamento para uma grade espaçada de 1 unidade do estimador. O ajuste linear avalia [92]:

$$\chi^2 = \frac{(y - f(x))^2}{e_y^2 + (0,5(e_{xl} + e_{xh})f'(x))^2}, \quad (4.3)$$

onde  $e_y$  é o erro inferior das ordenadas (superior) caso o  $f(x)$  esteja abaixo (acima) de  $y$  e  $e_{xl}$  ( $e_{xh}$ ) é o erro inferior (superior) nas abscissas. Essas correções causam um crescimento de probabilidade de falso alarme ( $P_F$ ) em cortes mais exigentes (*medium* e *tight*), assim o processo passa por iterações manuais de relaxamento do coeficiente angular até que se atinja um equilíbrio entre a correção e um nível aceitável de crescimento de falso alarme.

---

<sup>6</sup>Existem outros estimadores [90], como a ocupação do (calorímetro de) LAr e ocupação do TRT.

<sup>7</sup>O detector LUCID [91] é o principal fornecedor do valor da luminosidade do experimento ATLAS e o único capaz de fornecer uma determinação confiável de luminosidade em todas as configurações de feixe, faixas de luminosidade e em nível de cruzamento de feixe.

## 4.2 Arquitetura do Sistema de Filtragem *Online* do ATLAS para Elétrons.

O sistema de filtragem *online* do ATLAS foi projetado para atender aos requisitos de alta taxa de entrada de eventos e o gigantesco número de canais de leitura disponibilizados pelo detector. A sua atuação ocorre como parte do sistema *Trigger and Data Acquisition* (TDAQ), consistindo de um nível baseado em *hardware* (L1) que precede a atuação do HLT, implementado em *software*. A Figura 4.2 mostra uma visão geral esquemática, agora em detalhes, do sistema *trigger* e DAQ (*Data Acquisition*) do ATLAS planejado para a segunda temporada de dados (*Run-2*).

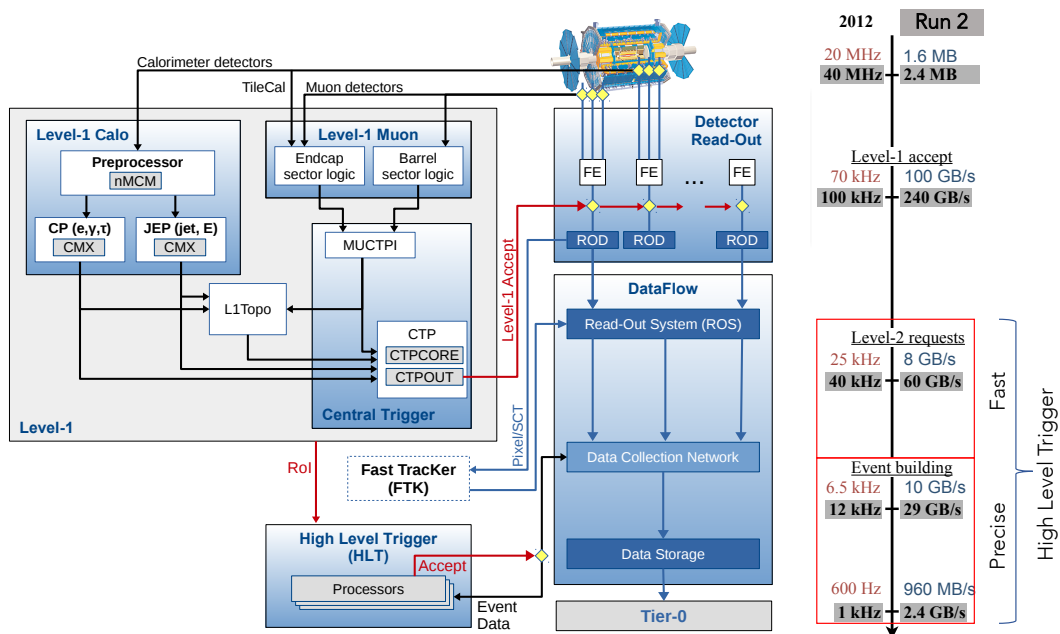


Figura 4.2: Esquemático do sistema de TDAQ, para a segunda temporada de dados (*Run-2*), do experimento ATLAS com ênfase nos componentes relevantes para a *trigger*. Adaptado de [93].

O sistema acionador consiste em um nível de *hardware* (L1) e um sistema de filtragem de alto nível baseado em *software* (HLT). Este sistema, de dois estágios, foi projetado para reduzir a taxa de eventos de cruzamento de 40 MHz para 100 kHz no L1 e produzir uma taxa média de gravação de até 1,5 kHz (em valores atuais) no HLT. Para atender as demandas, o sistema de acionamento de alto nível que era dividido em dois níveis distintos, chamados de L2 e EF (*Event Filter*), durante a *Run-1*, precisou ser unificado em uma mesma fazenda<sup>8</sup> para a segunda temporada de dados.

No nível 1, a eletrônica personalizada, em geral implementada em FPGA, deve

<sup>8</sup>Local onde são instalados um grande número de computadores (nós) com o objetivo de dividir e processar tarefas.

encontrar regiões de interesse (RoI) usando os dados gerados pelo calorímetro e o sistema de múons com baixa granularidade de forma a atender a latência de  $2,5 \mu\text{s}$ . O sistema L1 consiste em um acionador para o calorímetro (L1Calo), um acionador de múons (L1Muon), módulos acionadores topológicos (L1Topo) e Processadores da Central *trigger* (CTP). Já no *High Level Trigger* (HLT), o sistema deve acessar os dados de uma RoI, agora dispondo de toda a granularidade do detector, e iniciar o processo de reconstrução e filtragem de eventos. Como este nível dispõe de uma latência maior, de até 200 ms, é utilizada uma fazenda de computadores, do tipo PC comercial, para processar algoritmos de reconstrução e filtragem mais eficientes implementados em linguagem de alto nível (C++ e python). Em virtude do custo computacional, e conseqüentemente a latência, utilizado por alguns algoritmos de reconstrução de traços, provenientes do ID, foi implementado um sistema de reconstrução separado, agora em *hardware*, chamado de *Fast Tracker* (FTK) [16] para a *Run-2*. Diferentemente da estratégia em *software* utilizada durante a *Run-1*, esse módulo permite encontrar o candidato a traço do evento com uma latência de aproximadamente  $70 \mu\text{s}$ .

#### 4.2.1 Configuração do *Menu* de *trigger*

Como dito anteriormente, os eventos de interesse para o experimento ATLAS são bastante raros. Desta forma, lida-se com um volume muito maior de informação irrelevante, do que com eventos de interesse. Assim, a melhor estratégia de filtragem é rejeitar, prematuramente, eventos considerados como ruído de fundo. A configuração e capacidades do sistema de filtragem de alto nível são dirigidas pela física levando em consideração, também, as limitações do próprio sistema. Nesse sentido, a configuração do sistema de filtragem do ATLAS apresenta os seguintes elementos:

- Elemento de *trigger*: entidade que é ativada por um determinado algoritmo para sinalizar a validação de um corte. No L1, um elemento de trigger é uma RoI. Já no sistema de filtragem de alto nível, eles são gerados através de sequências de algoritmos de extração de características e testes de hipótese;
- L1Item: configuração de cortes sequenciais aplicados em *hardware* em uma determinada RoI (elemento de *trigger*) gerada pelo nível 1. A aprovação de uma RoI por um L1Item irá acionar um conjunto de assinaturas. Exemplo: Um L1Item de nome L1\_EM3 irá aplicar um corte de  $E_T > 3\text{GeV}$  em todas as RoIs geradas pelo nível 1;
- Assinatura (ou cadeia): combinação de elementos de *trigger* e sequência de algoritmos que podem levar a uma decisão positiva do sistema de filtragem. Uma assinatura (ou conjunto de assinaturas) é acionada quando uma RoI é

aprovada por um determinado L1Item. Os elementos de *trigger* e suas respectivas decisões podem ser combinadas através de lógica booleana (AND, OR e NOT). Adicionalmente a multiplicidade de elementos de *trigger* pode ser configurada. Exemplo: uma assinatura e28 representa um elétron com energia transversa superior a 28 GeV. Já a assinatura 2e17 é a assinatura produzida pelo sistema de filtragem quando dois elétrons com energia superior a 17 GeV são identificados. Nesse sentido, aplica-se uma sequência de algoritmos em cada um dos elementos de *trigger* utilizados;

- *Slice*: um slice é um conjunto de assinaturas utilizadas para um tipo de partícula (elétron, fótons, muóns, etc.). Em Geral, cada grupo físico é responsável pela concepção e manutenção do seu Slice;
- *Menu*: consiste em um conjunto de slices. Se uma ou mais assinaturas são satisfeitas (dentro de qualquer slice), o evento é aprovado e todos os sinais do detector são armazenados em disco.

Uma assinatura de *trigger*, também chamada de cadeia, é representada por um esquema de configuração de algoritmos de extração de características e testes de hipóteses previamente configurados para detectar um determinado tipo de interação no detector. O *Menu*, por sua vez, compreende todos os conjuntos de assinaturas utilizados durante uma rodada de dados. Durante sua concepção, a colaboração define quais assinaturas irão cobrir o programa de física do ATLAS. O programa de assinaturas está dividido da seguinte forma:

- cadeias primárias: empregadas para análises físicas e tipicamente atuam sem a aplicação de um fator de pré-escala (evento enviado para o próximo nível somente após a  $n$ -ésima aceitação, onde  $n$  é o fator de pré-escala);
- cadeias de suporte: medição de eficiência para monitoração e atuando geralmente em pequenas taxas (0,5 Hz cada). Especificamente para o caso de elétrons, as cadeias de suporte incluem a atuação de seleções unicamente baseadas em  $E_T$ <sup>9</sup> ou com a aplicação de seleção com critério minimamente restritivo;
- cadeias alternativas: algoritmos experimentais, novos e alternativos de reconstrução comparados com as seleções de suporte e primárias, geralmente com grande sobreposição de decisão com as cadeias primárias;
- cadeias de segurança: usam seleções mais rígidas para substituição de cadeias primárias caso a taxa de operação esteja acima do esperado;

---

<sup>9</sup>A nomenclatura empregada para a definição dessas cadeias é *etcut*.

- cadeias de calibração: atuação geralmente com alta taxa porém armazenando informação relevante somente para calibração.

As cadeias primárias cobrem todas as assinaturas relevantes para o programa de física do ATLAS, contendo, dentre seus objetivos, a medição precisa do Modelo Padrão de interação entre as partículas elementares (MP) (bósons Higgs, W e Z) e a busca por nova física. Essas assinaturas são organizadas com o propósito de registrar determinados objetos físicos de interesse ao final do sistema de filtragem. Esses objetos físicos, dentre os canais físicos explorados, incluem elétrons, fótons, múons, táons, jatos-b e energia transversa faltante ( $\cancel{E}_T$ ), onde os elétrons são de vital importância para a busca de canais de nova física. Assim, o *menu* de *trigger* foi concebido para selecionar diferentes objetos físicos necessários para o estudo dos canais físicos de interesse explorados durante a tomada de dados. Contudo, a taxa de gravação, de eventos, na saída do sistema de filtragem *online* é limitada. Para solucionar esse problema e atender a demanda de estatística necessária em determinados canais físicos, por exemplo o bóson de Higgs, o ATLAS optou por lotear, em Hertz, a taxa de saída do HLT com cada um dos grupos (Slices) físicos utilizados na exploração da física. Neste sentido, é esperado que elétrons e múons, presentes na maioria dos estados finais de diversos canais de interesse, possuam as maiores taxas de disparo e por tanto os maiores lotes, em Hertz, de gravação no final do sistema de filtragem *online*.

No ATLAS, as assinaturas são mapeadas em palavras, por simplicidade, onde sufixos, ou combinações dos mesmos, são utilizados para definir cortes e estratégias de filtragem durante a montagem da cadeia (*chain*) pelo sistema de *trigger*. Essas definições permitem a colaboração identificar o grupo físico pertencente e a estratégia de corte utilizada na assinatura. As seguintes nomenclaturas são empregadas:

- $e(E_{T_{cut}})$  ou  $g(E_{T_{cut}})$ : Representam assinaturas de elétrons ( $e$ ) ou fótons ( $g$ ) respectivamente. O corte em energia utilizado na cadeia é dado pelo valor,  $E_{T_{cut}}$ , indicado logo após o tipo de assinatura (Por exemplo: e28 ou g12). A partir desse valor, a cadeia é configurada para aplicar um corte de  $E_T - 3$  GeV na etapa de pré-seleção rápida e  $E_T$  GeV na etapa de seleção precisa do sistema de filtragem;
- *etcut*: Um único corte em energia é aplicado na cadeia. O valor desse corte é dado pelo valor indicado logo após o tipo da assinatura (Por exemplo: e5\_ etcut). Para essa cadeia, um corte de  $E_{T_{cut}}$  GeV é aplicado na etapa de seleção precisa do sistema de filtragem;
- *loose*, *medium* e *tight*: Esses sufixos representam os pontos de operação de todos os testes de hipóteses utilizados na cadeia. Neste sentido, os limiares



de cortes para cada algoritmo de hipótese é definido de acordo com o critério empregado na cadeia (Por exemplo: `e28_tight`). No critério *loose*, os limiares de cortes são relaxados proporcionando uma maior probabilidade de detecção, do objeto físico de interesse, ao custo do aumento na taxa de eventos não interessantes para a física (falso alarme). Por outro lado, para o critério *tight* a ideia é oposta. Para esse critério, uma amostra mais pura de candidatos é extraída do *trigger* utilizando cortes mais apertados. Neste sentido, é esperada uma taxa de candidatos falsos reduzida ao custo de uma probabilidade de detecção menor dos candidatos físicos verdadeiros. O critério *medium*, em geral, é ajustado para ter uma probabilidade de detecção intermediária entre os critérios *loose* e *tight*;

- *lhloose*, *lhmedium* e *lhtight*: Representam o mesmo conceito de ponto de operação apresentado. Sua utilização indica a utilização da estratégia de máxima verossimilhança no último teste de hipótese do sistema de filtragem. No entanto, esses critérios somente são utilizados, atualmente, pelas assinaturas do grupo de elétrons;
- *nod0*: Empregada em *chains* de elétrons que utilizem a estratégia de máxima verossimilhança (LH) no último nível de filtragem. A utilização desse sufixo indica que a variável  $d_0$  não é empregada no cálculo do discriminante pela *Likelihood* (Por exemplo: `e17_lhloose_nod0`);
- *iloose* ou *ivarloose*: Indicam a exigência de candidatos isolados (Por exemplo: `e17_lhloose_nod0_ivarloose`);
- *noringer*: Sufixo adotado durante o comissionamento da estratégia utilizando o *NeuralRinger* na etapa de pré-seleção rápida nas cadeias de elétrons. Esse sufixo é empregado em cadeias de *backup* e indica a utilização da técnica de cortes rígidos (T2Calo) na pré-seleção rápida de eventos na cadeia de elétrons mesmo em assinaturas configuradas para operar acima de 15 GeV (Por exemplo: `e28_lhtight_nod0_noringer_ivarloose`).

A composição dos algoritmos de extração e as estratégias de corte empregadas em uma assinatura, para cada uma das etapas do sistema de filtragem, dependem da combinação de alguns desses sufixos mencionados. Assim a Tabela 4.4 representa a configuração de algumas assinaturas de *trigger* presentes no *menu* para o grupo físico responsável pela detecção de candidatos a elétrons.

Tabela 4.4: Sumário dos algoritmos e cortes para algumas das assinaturas de elétrons presentes no *menu de Trigger*. Os cortes em energia aplicados no primeiro nível de filtragem, para cada uma das assinaturas, estão representados na coluna L1Calo. Cada posição do HLT foi preenchida com o nome do respectivo algoritmo de extração de característica (FEX) e teste de hipótese (HYPO) configurados de acordo com o nome da assinatura (*chain*). A última coluna representa o tipo de programa físico coberto pela assinatura.

Chain	HLT (High Level Trigger)										Ajuste do Corte	Programa	
	L1Calo		Fast		Electron		Calo		Precise				$e/\gamma$
	FEX	HYPO	FEX	HYPO	FEX	HYPO	FEX	HYPO	FEX	HYPO			
e24_medium_L1EM18VH	Shower +Rings	$E_T > 21\text{GeV}$ +T2Calo(cut-based)	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 24\text{GeV}$	Shower +Tracker	cut-based Combined	medium	backup			
e24_lhmedium_nod0_ivarloose	Shower +Rings	$E_T > 22\text{GeV}$ + Isolation	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 24\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined +Isolation	medium	primária			
e26_lhtight_nod0_ivarloose	Shower +Rings	$E_T > 23\text{GeV}$ + Neural Ringer	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 26\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined +Isolation	tight	primária			
e5_tcut	Shower +Rings	No Cut	FTK	No Cut	Calibration	$E_T > 5\text{GeV}$	Shower +Tracker	No Cut	medium	suporte			
e28_lhtight_nod0_noringer_ivarloose	Shower +Rings	$E_T > 25\text{GeV}$ +T2Calo(cut-based)	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 28\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined +Isolation	tight	backup			
e60_lhloose_nod0	Shower +Rings	$E_T > 57\text{GeV}$ + Neural Ringer	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 60\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined	loose	primária			

## 4.2.2 Primeiro Nível de Filtragem (L1Calo)

O primeiro nível de filtragem (L1) realiza a seleção inicial, baseando-se na informação obtida com granularidade reduzida a partir de um subconjunto de detectores. Devido ao alto número de canais dos detectores de traço e ao alto custo computacional dos algoritmos nesses detectores, optou-se por utilizar somente a informação dos calorímetros e dos detectores rápidos de múons para compor a informação do primeiro nível de *trigger*. A granularidade neste nível não é plena, uma vez que o tempo para a tomada de decisão neste nível é da ordem de microssegundos. Uma outra característica deste nível é que todo ele é implementado em *hardware* programáveis, como FPGA, o que garante uma maior flexibilidade aos projetos e permite a implementação de algoritmos mais complexos utilizando-se linguagens de alto nível dentro de um ambiente de circuitos integrados.

A redução da quantidade de informação neste nível é crucial devido aos seus requisitos de latência. Assim, agrupam-se as células dos calorímetros (eletromagnético e hadrônico) em um conjunto contendo 6 células. As células de cada conjunto são analogicamente somadas, produzindo um único sinal e este é comparado com um limiar de corte de energia pré-definido. Conseqüentemente, este primeiro nível só descarta eventos com características bastante distintas dos canais de interesse. A detecção de elétrons no L1, importante no contexto deste trabalho, é feita utilizando algoritmos velozes, dado o pequeno tempo de latência existente neste nível. Conseqüentemente, a seleção é feita através de cortes simples, utilizando informações triviais obtidas a partir da leitura de células do calorímetro. Estas informações são obtidas analisando-se a energia transversa do evento e o perfil lateral e longitudinal do chuveiro produzido. O algoritmo de filtragem para elétrons está ilustrado na Figura 4.3.

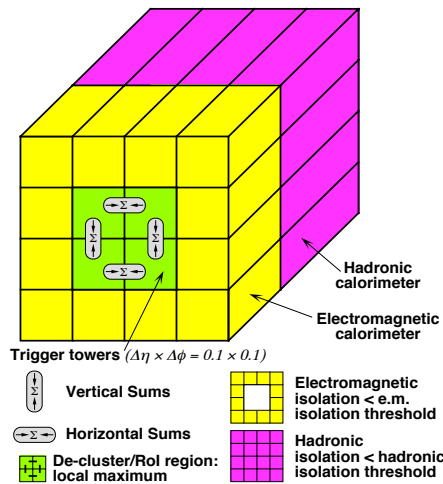


Figura 4.3: Torres de *trigger* utilizadas para a seleção de elétrons no L1 do ATLAS.

Este algoritmo é baseado em uma janela contendo  $4 \times 4$  torres de *trigger*<sup>10</sup> em  $\eta \times \phi$ , tanto para o calorímetro eletromagnético como para o hadrônico. A janela percorre todo o calorímetro ( $|\eta| < 2,5$ ) em passos de uma torre, tanto em  $\eta$  quanto em  $\phi$ . O L1 seleciona o evento como um possível candidato quando os seguintes critérios são aprovados:

- A soma das torres (EM e HAD) numa região  $2 \times 2$  torres em  $\eta \times \phi$  localizadas no centro da janela de análise de L1: Esta hipótese é considerada bem-sucedida caso o valor obtido com a soma das torres supere um determinado valor de corte;
- $E_T$ : quatro *clusters*<sup>11</sup> eletromagnéticos sobrepostos, correspondendo a soma de duas torres. O *cluster* mais energético deve ser maior ou igual a um determinado valor para o teste de hipótese ser bem-sucedido. Este algoritmo determina a energia transversa da região analisada pelo L1.

Onde o primeiro critério de hipótese serve apenas para determinar uma possível região de interesse (RoI). No caso de cortes sem isolamento, a região será aprovada somente se o segundo critério for bem-sucedido. Para cortes com isolamento, a região de análise precisa ser aprovada por mais 4 critérios de hipótese listados a seguir:

- $HAD_{Core}$  (Núcleo hadrônico): Soma das quatro torres do calorímetro hadrônico, posicionadas atrás dos *clusters* eletromagnéticos. Este teste será bem-sucedido caso esta soma seja menor ou igual a um dado patamar;
- $EM_{Isol}$ : Anel de isolamento eletromagnético, consistindo na soma da energia transversa das 12 torres eletromagnéticas posicionadas ao redor dos quatro *clusters* eletromagnéticos. O teste é considerado aprovado caso o valor resultante da soma das 12 torres seja menor ou igual ao patamar de decisão estabelecido para este corte;
- $HAD_{Isol}$ : Anel de isolamento hadrônico, correspondente à soma da energia transversa das 12 torres hadrônicas posicionadas ao redor do núcleo hadrônico. O teste de hipótese será considerado aprovado caso o valor resultante da soma das 12 torres seja menor ou igual ao patamar de decisão estabelecido pelo corte.

Dependendo da configuração requerida (L1Item) para o sistema de filtragem, os critérios de hipótese acima serão aplicados sequencialmente. Caso seja aprovada, a

---

<sup>10</sup>Cada torre de *trigger* possui granularidade de  $0,1 \times 0,1$  em  $\eta \times \phi$  e é produzida pela soma analógica das células do calorímetro.

<sup>11</sup>um grupo de células que definem a região de interação da partícula com o calorímetro

região de interesse do calorímetro será etiquetada e enviada para o sistema de filtragem de alto nível, onde novas extrações de características e algoritmos de hipótese, mais sofisticados, serão aplicados.

### 4.2.3 Sistema de Filtragem de Alto Nível (HLT)

Como o sistema de filtragem de alto nível dispõe de uma maior latência, a arquitetura implementada, para este nível, utiliza nós de computadores interligados para processar a informação proveniente das regiões de interesse (RoI) assinaladas pelo nível 1. Por ser tratar de uma arquitetura do tipo PC comercial, o que facilita sua manutenção, neste nível são processados algoritmos descritos através da linguagem C++ (Orientada a objeto) e *python* de forma a permitir uma fácil manutenção e implementação por grande parte dos membros da colaboração envolvidos.

Diversos critérios de corte podem ser utilizados pelo sistema de filtragem, através do *Menu* de *trigger*, para seleccionar diferentes tipos de candidatos. Por exemplo, o sistema de filtragem do ATLAS utiliza diferentes sequências de extrações de características e estratégias de cortes para filtrar diferentes tipos de partículas (como elétrons e fótons). Para cada configuração de corte (assinatura) presente no *Menu* é atribuído um critério de aprovação para o nível 1 (L1Item). Assim, para uma RoI aprovada no nível 1 por um determinado critério (Por exemplo: Os itens L1\_EM22VHI ou L1\_EM3) é disparado um conjunto de cadeias associadas, ao critério de nível 1 aprovado, onde serão processados os respectivos algoritmos de reconstrução e filtragem (Ver Figura 4.4) na fazenda de computadores do HLT.

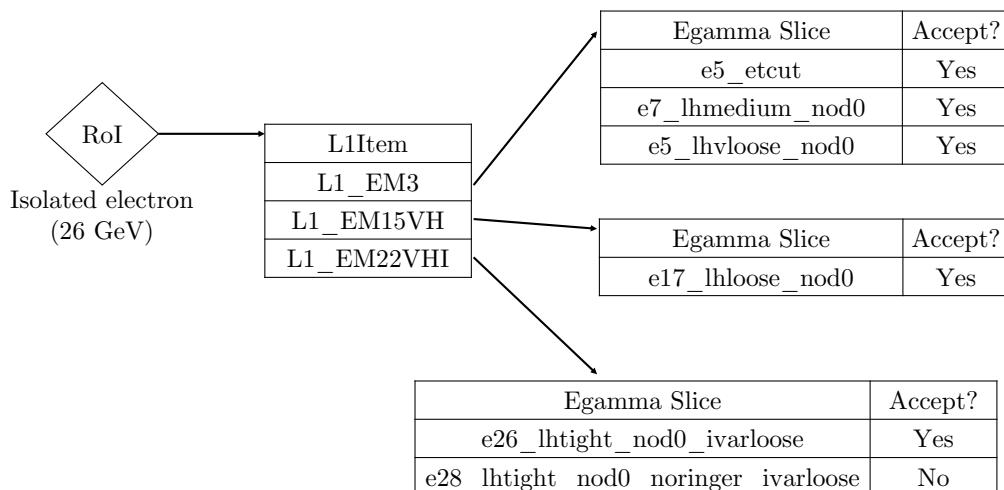


Figura 4.4: Configuração das cadeias de *trigger* e seus respectivos critérios (L1Item) associados. Neste exemplo, um determinado evento, um elétron isolado de 26 GeV, produziu uma RoI aprovada em dois critérios de corte pelo nível 1.

Por se tratar de um sistema de filtragem *online*, a organização da cadeia precisa levar em consideração a latência de cada algoritmo. Assim, em geral, é comum utilizar algoritmos de extração de características, do inglês *Feature Extraction* (FEX), que utilizem as informações provenientes do calorímetro, devido a sua baixa latência durante a reconstrução, como primeira abordagem seguida de uma estratégia eficiente de corte, chamados de hipóteses, do inglês *Hypothesis* (HYPO), antes de etapas que utilizem informações provenientes do detector de traços ou de outros algoritmos de elevado custo computacional. A Figura 4.5 representa o esquemático da cadeia de elétrons utilizada para a *Run-2* no início de 2017.

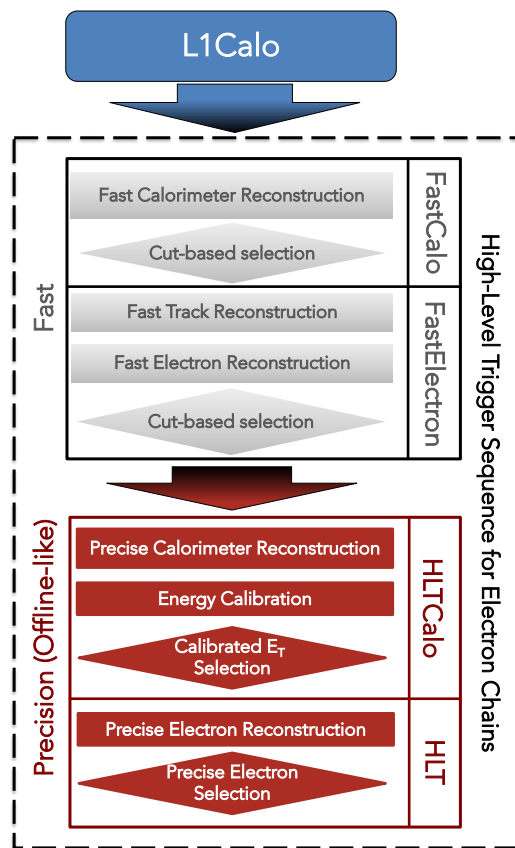


Figura 4.5: A sequência de reconstrução e seleção empregada em cadeias de seleção de elétrons e fótons durante a *Run-2*. As cadeias de fótons não executam as etapas relacionadas a reconstrução e seleção com informação de traço (envolvidas por linha tracejada em azul). Um total de 4 decisões são aplicadas para fótons (elétrons), cada nível reconstruindo em maior grau a informação a fim de reduzir a taxa disponível a ser processada no próximo estágio. Reconstrução e seleção em baixa latência ( $2, 5 \mu s$ ) é realizada pelo Primeiro Nível de Filtragem para o Sistema de Calorimetria (*L1Calo*). Posteriormente, o Alto Nível de *Trigger* (HLT) opera em uma etapa rápida e eficiente para então atuar a etapa precisa com a aplicação de algoritmos totalmente baseados na estratégia de seleção *offline*. As etapas de seleção são mencionadas através das seguintes nomenclaturas, ordenados conforme a aplicação na cadeia: FastCalo, FastElectron, HLTCalo e HLT.

Conceitualmente, o sistema de alto nível está dividido em duas etapas lógicas. A etapa rápida composta por algoritmos de reconstrução de baixa latência é utilizada para reduzir a quantidade de eventos não interessantes logo no início da cadeia. Para os eventos aprovados na etapa rápida, o sistema de algoritmos pertencentes a etapa de precisão irá calibrar a energia das células, reconstruir as informações do traço e da calorimetria. Caso a informação processada nesta etapa seja aprovada pelo algoritmo de corte, a cadeia irá sinalizar ao sistema de *trigger* central o armazenamento de todo o evento (todos os sinais eletrônicos do detector pertencentes ao evento que produziu a RoI avaliada) em disco persistente. A descrição de cada uma das etapas, em detalhes, para a cadeia de elétrons é descrita a seguir.

#### 4.2.3.1 Reconstrução Rápida do Calorímetro

A primeira etapa de reconstrução das cadeias dedicadas a identificação de elétrons é realizada pelos algoritmos de extração de características otimizados para operar na etapa rápida. Os algoritmos de reconstrução que operam nesta etapa tem como objetivo refinar a posição em  $\eta \times \phi$  da RoI, através do cálculo do baricentro da mesma, empregando, para tal, as células da segunda camada do calorímetro eletromagnético em sua granularidade mais fina. Em seguida, o algoritmo inicia o processo de reconstrução de um conjunto de grandezas físicas altamente discriminantes baseadas na informação do calorímetro. Nesta etapa, as seguintes grandezas são calculadas:

- $E_{ratio}$ : Razão de energia da diferença entre os depósitos de maior e a de segunda maior energia e a soma dessas energias na primeira camada do calorímetro (EM1) ao redor do baricentro da RoI;
- $R_\eta$  (Vazamento em  $\eta$ ): Para a segunda camada do calorímetro eletromagnética (EM2),  $R_\eta = E_{3 \times 7} / E_{7 \times 7}$ , onde  $E_{m \times n}$  é a energia depositada em uma região de  $m \times n$  células em  $\eta \times \phi$  ao redor da célula quente desta camada;
- $E_{T,EM}$  (Energia Transversa Eletromagnética): Energia transversa total depositada nas três camadas eletromagnéticas (EM1, EM2 e EM3), em uma região de  $3 \times 7$  células em  $\eta \times \phi$  centrada na célula quente da segunda camada eletromagnética;
- Razão de energia transversa hadrônica e eletromagnética ( $E_{T,had1} / E_{T,EM}$ ): É calculada através da razão entre a energia transversa da primeira camada hadrônica (HAD1) e a energia transversa eletromagnética ( $E_{T,EM}$ );
- Fração de energia eletromagnética na primeira camada ( $f_1$ ): É calculada através da razão entre a energia contida na camada de tiras (EM1) e a energia total eletromagnética do *cluster*;

- Fração de energia eletromagnética na terceira camada ( $f_3$ ): É calculada através da razão entre a energia contida na camada traseira (EM3) e a energia total eletromagnética do *cluster*;
- Largura lateral do chuveiro na segunda camada eletromagnética ( $w_{\eta 2}$ ): É calculada utilizando uma janela de  $3 \times 5$  células, centrada na célula mais quente da EM2, usando a soma ponderada de energia sobre todas as células:

$$w_{\eta 2} = \sqrt{\frac{\sum E_i \times \eta_i^2}{\sum E_i} - \left(\frac{\sum E_i \times \eta_i}{\sum E_i}\right)^2} \quad (4.4)$$

Onde  $E_i$  e  $\eta_i$  representam a energia e posição em  $\eta$  da inésima célula contida no interior da janela;

- Largura do chuveiro contida na camada de tiras ( $w_{stot}$ ): É calculada utilizando uma janela de  $0,0625 \times 0,2$ , centrada na célula mais quente da EM1:

$$w_{stot} = \sqrt{\frac{\sum (E_i - E_{i_{max}})^2}{\sum E_i}} \quad (4.5)$$

Onde  $E_i$  representa a energia da inésima célula contida no interior da janela (tipicamente 20 tiras em  $\eta$ ) e  $E_{i_{max}}$  a energia da célula mais quente da EM1;

- Anéis de energia (*Rings*): A partir de 2016 o cálculo dos anéis concêntricos de energia, descrito no Capítulo ?? em detalhes, passou a fazer parte da reconstrução oficial do sistema de filtragem rápida do ATLAS. O processo de montagem dos anéis utiliza a posição em  $\eta$  e  $\phi$  da célula mais quente de cada camada. Esta célula será o primeiro anel. As células adjacentes ao primeiro anel são somadas para formar o segundo anel. Esse processo repetido até um determinado número de anéis fixado para cada camada.



### 4.2.3.2 Pre-Seleção Rápida para Elétrons

Após refinar a posição do cluster eletromagnético e reconstruir as grandezas físicas descritas na etapa anterior, o sistema de filtragem inicia o teste de hipótese. Nesta etapa, duas estratégias são utilizadas atualmente pelo sistema de filtragem para elétrons:

- Cortes Lineares ( $E_T \leq 15\text{GeV}$ ): Nesta abordagem, chamada antigamente de T2Calo, são aplicados cortes sequenciais nas quatro variáveis descritivas ( $E_T$ ,  $E_{ratio}$ ,  $E_{T,had1}/E_{T,EM}$  e  $R_\eta$ ) de calorimetria. Atualmente, essa estratégia de seleção é utilizada somente para cadeias de baixa energia que exijam elétrons com energia transversa menor que 15 GeV;
- Redes Neurais ( $E_T > 15\text{GeV}$ ): Abordagem multivariável, chamada de *Neural Ringer*, que utiliza um *ensemble* de redes neurais para a filtragem de elétrons com  $E_T > 15\text{GeV}$ . Para gerar o discriminante, o teste de hipótese utiliza a informação refinada da posição da RoI e os anéis de energia (*Rings*) fornecidos pela reconstrução para selecionar a rede neural e produzir o discriminante. Por fim, o valor do discriminante é comparado com um patamar de corte, também ajustável, dependendo da configuração da cadeia. Caso o valor do discriminante seja inferior ao corte empregado a cadeia é interrompida e a RoI avaliada é reprovada.

Para a primeira estratégia, considerando que o perfil de deposição de energia dos elétrons é, em geral, mais concentrado ao redor do ponto de máximo e contido na seção eletromagnética do calorímetro, o algoritmo de hipótese opera através de cortes lineares nos parâmetros listados acima. Por exemplo, analisando os parâmetros  $R_\eta$  (Figura 4.6b),  $E_{ratio}$  (Figura 4.6a) e  $E_{T,EM}$ , os eventos são aprovados caso os valores calculados sejam maiores que um patamar de corte pré-estabelecido. Para  $E_{T,had}/E_{T,EM}(R_{had})$  (Figura 4.6c) acontece o inverso, e um candidato a elétron é selecionado se o valor calculado para este parâmetro for menor que o patamar. Ainda, os métodos empregados para identificação de elétrons (e fótons) na etapa rápida consideram medições em regiões do espaço de fase definido pelo plano  $E_T \times \eta$  (da mesma forma que a identificação de elétrons no *offline*). Nesse sentido, o algoritmo de hipótese utiliza uma composição de patamares de cortes que dependem do tipo de objeto físico do qual deseja-se classificar (elétron ou fóton), a região de energia<sup>12</sup> da qual o cluster se encontra, a região do calorímetro<sup>13</sup>, dado por  $\eta$ , que o evento está se desenvolvendo e o ponto de operação da configuração do teste de

<sup>12</sup>Para elétrons são definidas 3 regiões em  $E_T, 0 \rightarrow 12 \rightarrow 22 \rightarrow \infty$  GeV e para fótons são definidas 6 regiões em  $E_T, 0 \rightarrow 10 \rightarrow 15 \rightarrow 20 \rightarrow 30 \rightarrow 40 \rightarrow \infty$  GeV.

<sup>13</sup>O algoritmo T2Calo utiliza as mesmas regiões em  $\eta$  especificadas na Tabela 4.2 para elétrons e fótons.

hipótese (Por exemplo,  $(lh)tight$ ,  $(lh)medium$  ou  $(lh)loose$ ) previamente configurado pela cadeia de *trigger*.

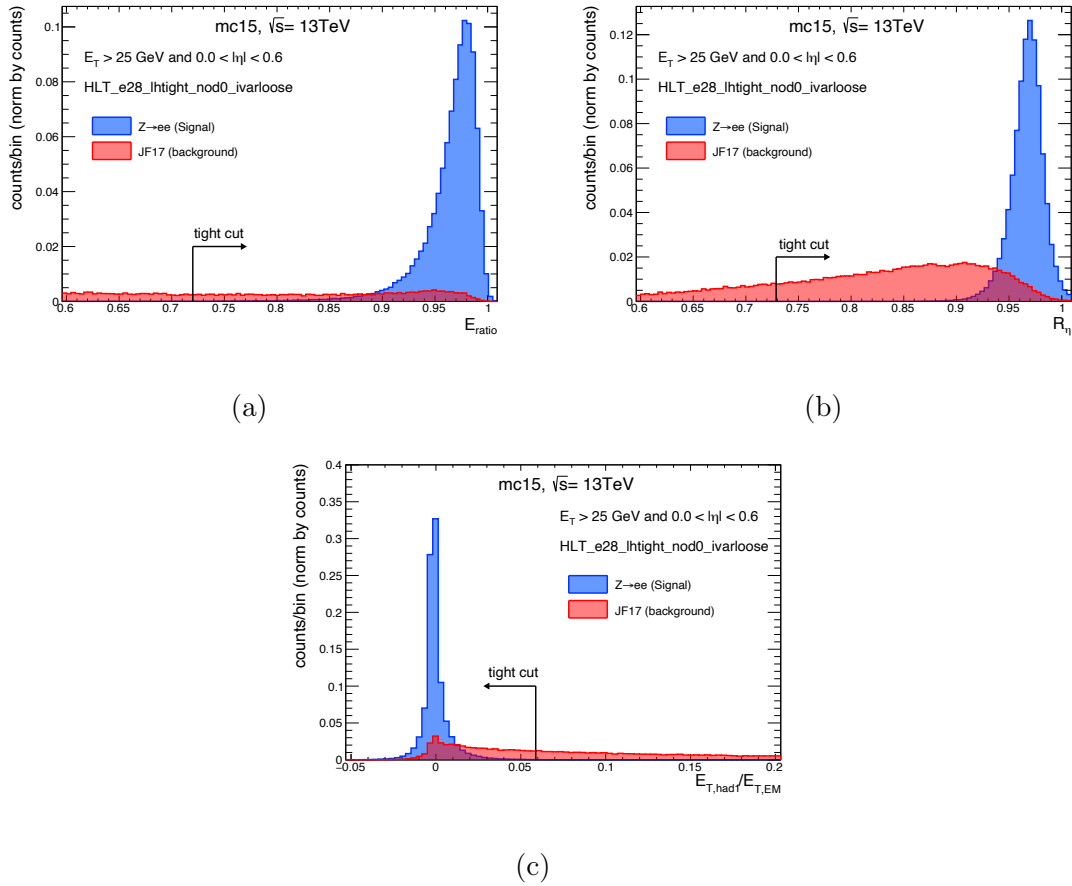


Figura 4.6: As grandezas descritivas de calorimetria na etapa rápida para elétrons/fótons (e jatos) acima de 25 GeV na região do barril ( $0.0 < |\eta| < 0.6$ ) em dados de simulação de 2015. Os patamares de corte foram ajustados para operar no critério *tight*. As observações estão normalizadas pelo total de entradas do histograma.

Com o aumento da luminosidade a partir de 2016, o sistema de filtragem *online* começou a apresentar dificuldades em alocação de recursos da fazenda para o último estágio devido a intensa quantidade de eventos aprovados, em grande parte não interessantes para a física, na etapa de calorimetria rápida. De forma a contornar esse problema, a colaboração, a partir de 2017, optou por utilizar uma abordagem multivariável (segunda estratégia), baseada em aprendizado de máquina, mais eficiente e com alta rejeição de eventos não interessantes para todas as cadeias primárias<sup>14</sup> ( $E_T > 15$  GeV) do *menu* do *trigger* chamada de *NeuralRinger*.

<sup>14</sup>As cadeias primárias cobrem todas as assinaturas relevantes para o programa de física ATLAS, incluindo elétrons, fótons, múons, tau leptons, b-jets e  $E_T^{miss}$  que são usadas para analisar os decaimentos previstos pelo Modelo Padrão (SM). Dentre eles, os decaimentos dos bósons Higgs, W e Z. Em geral, essas assinaturas compreende um extenso conjunto de cadeias que exijam elétrons, em especial, com  $E_T > 15$  GeV.

### 4.2.3.3 Reconstrução Rápida do Traço e Pre-Seleção de Elétrons

Nesta etapa, o algoritmo de reconstrução utiliza as informações provenientes do FTK, sistema implementado em FPGA e ASIC que recebe um conjunto de pontos do detector de traço e, por meio de reconhecimento de padrão, retorna a trajetória da partícula caso, de fato, esses pontos definam uma trajetória, para reconstruir os candidatos a traço da RoI avaliada. Para cada candidato a traço, em geral mais de um, associados ao cluster gerado na etapa e reconstrução rápida são aplicados os seguintes cortes:

- $\Delta\eta$ : Calcula-se a diferença entre a posição em *eta* do candidato a traço e o  $\eta$  refinado da RoI dado pela etapa de calorimetria rápida. Caso o valor absoluto dessa diferença seja superior a um valor estabelecido, o candidato a traço é rejeitado;
- $\Delta\phi$ : Calcula-se a diferença entre a posição em *phi* do candidato a traço e o  $\phi$  refinado da RoI dado pela etapa de calorimetria rápida. Caso o valor absoluto dessa diferença seja superior a um valor estabelecido, o candidato a traço é rejeitado;
- $P_{T,cut}$ : O valor do momento transversal do candidato a traço é comparado com um limiar configurado pela *chain*. Caso esse valor seja inferior ao corte estabelecido, o candidato a traço é rejeitado;
- $E_T/P_T$ : É calculado a razão entre a energia transversal da RoI, dada pela reconstrução de calorimetria rápida, e o momento transversal do candidato a traço. Caso essa razão esteja fora de uma janela de aceitação, definida, o candidato a traço é rejeitado.

Por fim, se nenhum candidato a traço for aprovado ao final dos cortes descritos anteriormente, a sequência é interrompida e a RoI avaliada é reprovada. Caso contrário, o sistema de filtragem irá iniciar a etapa de precisão.

### 4.2.3.4 Etapa de Precisão

Na etapa de precisão, a energia das células delimitadas pela região do *cluster* são calibradas utilizando uma técnica multivariável [94] para melhorar a aproximação de energia medida pela eletrônica do detector em relação a energia real fornecida pela interação do chuveiro. Após a etapa de calibração, o algoritmo de reconstrução calcula a energia transversal eletromagnética ( $E_T$ ) e aplica um corte de energia previamente configurado pela cadeia. Se o *cluster* apresentar uma energia transversal inferior ao corte estabelecido, a sequência é interrompida caso contrário, o processo de reconstrução continua.

Por fim, é iniciado o processo de reconstrução precisa. Assim como na etapa rápida, novamente, para cada candidato a traço é realizado um casamento em  $\eta$  e  $\phi$  entre a posição extrapolada do candidato a traço até a segunda camada eletromagnética e a posição do *cluster* dada pela mesma camada. Em seguida, o processo de reconstrução de elétrons calcula todas as grandezas físicas descritivas de calorimetria e traço presentes na Tabela 4.1. Diferente do *offline*, apenas a variável de perda de momento por *bremsstrahlung*<sup>15</sup>, dada por  $\Delta p/p$ , não está disponível durante a reconstrução no *online*. Para a identificação de elétrons, na etapa final de seleção, é empregada uma das estratégias descritas na Subseção 4.1.1.2 dependendo da configuração da cadeia. Por fim, se o candidato a elétron for aprovado pelo teste de hipótese, toda a informação do detector referente ao evento que o produziu será armazenado em disco permanente para uma análise posterior (*offline*).

### 4.3 Método *Tag and Probe*

Um problema interessante surge ao considerar as medições de eficiência, ou seleção, em dados de colisão. Sem a aplicação de um modelo de seleção, a verdadeira natureza dos dados é desconhecida e, caso contrário, as medições são tendenciosas. Felizmente, o conhecimento da física pode lançar alguma luz para resolver parcialmente esse problema. O T&P [81, 95] permite obter uma pré-seleção de amostras de interesse sem a aplicação de discriminadores a partir de conhecimento especialista. De forma genérica, consideram-se determinados processos físicos bem conhecidos que geram objetos de interesse, no caso elétrons, para aplicar uma série de critérios e, com isso, obter observações compatíveis com o processo físico de interesse.

No caso de elétrons, os decaimentos empregados pelo ATLAS são  $Z \rightarrow ee$ ,  $Z \rightarrow ee\gamma$  e  $J/\Psi \rightarrow ee$ . A descrição limita-se ao método T&P para decaimentos de  $Z$  não radioativos ( $Z \rightarrow ee$ ), a única empregada neste trabalho (Veja o apêndice B.1 para maiores detalhes). Exige-se que o evento de cruzamento de pacotes contenha ao menos dois candidatos a elétrons reconstruídos pelo *offline*. Procura-se no evento por pares de elétrons que atendam o seguinte critério: um dos candidatos (*tag*) seja aceito como elétron ao empregar todo o conhecimento disponível da análise *offline*; enquanto o outro candidato (*probe*) precisa formar, em conjunto com o *tag*, as propriedades conhecidas das partículas. Assim, o candidato a elétron *offline tag* precisa ser aprovado pelos seguintes critérios:

- O candidato a elétron deve possuir um objeto *cluster* e *Track* associado;

---

<sup>15</sup>Quando partículas carregadas, principalmente elétrons, interagem com o campo elétrico de núcleos de número atômico elevado ou com a eletrosfera, elas reduzem a energia cinética, mudam de direção e emitem a diferença de energia sob a forma de ondas eletromagnéticas, denominadas de raios X de freamento ou *bremsstrahlung*.

- O candidato a elétron precisa ser aceito por um dos critérios restritivos<sup>16</sup> do *offline*;
- O candidato a elétron precisa ter  $E_T > 25$  GeV;
- O candidato elétron deve se encontrar na região de maior precisão<sup>17</sup> do detector;
- o evento deve ser aceito por pelo menos uma das cadeias primárias dedicadas à coleta de eventos contendo ao menos um elétron de menor energia sem a aplicação de pré-escala<sup>18</sup>;
- Em dados de simulação, o candidato a elétron *offline* precisa ser um elétron de acordo com a verdade de MC;
- O candidato a elétron precisa ter um elemento de *trigger* associado.

E o candidato a elétron *offline probe* precisa atender aos seguintes critérios:

- O candidato a elétron deve possuir um objeto *cluster* e *Track* associado;
- O candidato a elétron não deve possuir mais de um jato com  $E_T > 20$  GeV em seu entorno ( $\Delta_R < 0.4$ );
- Em dados de simulação, o candidato a elétron *offline* precisa ser um elétron de acordo com a verdade de MC.

Por fim, este método fornece elétrons de maneira não-tendenciosa com grande pureza (> 99 %) para  $E_T > 30$  GeV. Porém, para faixas de menor energia este método está sujeito a contaminação.

---

<sup>16</sup>Em 2017 e 2018, foi usado o critério *offline lhmedium*.

<sup>17</sup>As regiões  $|\eta| > 2.47$  e  $1.37 < |\eta| < 1.54$  não são consideradas regiões de precisão.

<sup>18</sup>e26\_lhtight\_nod0\_ivarloose OR e60\_lhmedium\_nod0 OR e140\_lhvloose\_nod0 OR e300\_-etcut

# Capítulo 5

## Método Proposto para *Run 3*

Neste Capítulo encontra-se a descrição dos métodos envolvendo a aplicação do *NeuralRinger*<sup>1</sup> para a seleção de elétrons na etapa rápida do sistema de filtragem *online* do experimento ATLAS. Os avanços para o *NeuralRinger* para a *Run 3* baseiam-se no emprego de novas representações do evento através da interpretação da física e (ou) da inclusão de sensores de leitura capazes de fornecer uma outra perspectiva do desenvolvimento do chuveiro de partículas através do detector. Além disso, os avanços consideram uma abordagem mais direta através do emprego de modelos neurais profundos (ou rasos) mais sofisticados como forma de melhorar a separação de sinal e ruído no sistema de filtragem. Ainda, é considerada a união de ambas na construção de um modelo de fusão capaz de unir a informação de diversos sensores através da extração do espaço latente, de forma mais vantajosa, como forma de melhorar a separação das classes durante o treinamento.

Na Seção 5.1 será apresentada uma alternativa às grandezas físicas tradicionalmente empregadas, conforme discutido em 4.1.1.1, utilizando conceito de anéis concêntricos de deposição de energia. A Seção 5.2 irá discutir a proposta de utilização do *NeuralRinger* para a *Run 2*. Em 5.2.1 será abordado o procedimento de construção e ajuste dos modelos em dados de simulação adotado para o comissionamento em 2017. Ainda, em 5.2.1.7 será descrito o método de mitigação das perdas de eficiência ocasionadas pelo aumento do efeito de empilhamento observado na *Run 2*. Em 5.2.2 é descrito o procedimento de otimização dos modelos para operação em 2018, último ano da *Run 2*, em dados de colisão obtidos em 2017. Ainda, na Subseção 5.2.3 é apresentada as limitações do *NeuralRinger* durante a *Run 2*.

---

<sup>1</sup>O termo composto *NeuralRinger* significa a combinação do algoritmo de anelamento (*ringer*) do ATLAS com uma estratégia de classificação baseada em redes neurais (*neural*). Todavia, o nome *ringer* também pode ser utilizado para referenciar o primeiro. Assim, ambos os nomes podem ser considerados sinónimos dependendo do contexto empregado. Por exemplo, caso apenas o algoritmo de anelamento seja mencionado, o mesmo será sempre citado como *ringer*. Por outro lado, caso a estratégia de classificação neural com anéis seja referenciada, a mesma pode ser citada de ambas as formas (*NeuralRinger* ou simplesmente *ringer*).

A Seção 5.3 irá apresentar três abordagens relacionadas aos avanços das estruturas das neurais no FastCalo para os primeiros anos da *Run 3*. Em 5.3.1 será discutido o uso de outras representações do espaço de entrada, além dos anéis de energia, para melhorar a separação das classes. Por outro lado, em 5.3.2 será apresentado um modelo de rede neural convolucional alimentada pelos anéis de energia com o objetivo de explorar outras topologias (ou camadas) comumente utilizadas na área de aprendizado profundo. Por sua vez, em 5.3.3 será apresentada uma estratégia que combinará ambas as abordagens em um único modelo. Ainda, em 5.3.4 será apresentada uma alternativa a janela de reconstrução dos anéis de energia para mitigar as ineficiências observadas em eventos *boosted* discutidas em 5.2.3. Adicionalmente, em 5.3.5 será proposto um método alternativo de representação dos anéis com o objetivo de explorar a capacidade das redes convolucionais bidimensionais em tratar o problema de classificação de elétrons e jatos no FastCalo. Por fim, a Seção 5.4 apresentará uma proposta de uso *NeuralRinger* no segundo estágio de seleção de elétrons na etapa rápida (FastElectron) através da fusão da informação provenientes dos calorímetros (anéis) e das variáveis calculadas a partir do detector de traço.

## 5.1 Algoritmo de Anelamento para o Experimento ATLAS

A proposta inicial, chamada de ringer, que originou a aplicação dos anéis concêntricos de energia para o ATLAS [53, 96] surge de autores que fizeram parte do projeto do calorímetro SPACAL [97–100]. Esse calorímetro foi projetado durante a virada da década de 1990 para aplicação em ambientes de alta taxa de colisões, como o caso do *Superconducting Super Collider* (SSC)<sup>2</sup> e do LHC. O calorímetro continha 155 células hexagonais (devido às condições experimentais) distribuídas lateralmente, de forma a gerar sete anéis concêntricos (novamente hexagonais). Devido a uma peculiaridade do arranjo experimental para a coleta dos sinais analógicos, estudos realizados pelo experimento (primeira publicação em 1989) contavam somente os sinais da célula central e das células dos dois anéis subsequentes estavam disponíveis individualmente. Para os demais cinco anéis, unicamente a informação da energia depositada nas células constituindo o anel encontrava-se acessível, de forma que as análises foram adaptadas para serem avaliadas nessas condições.

É levada em consideração a estrutura aproximadamente cônica do chuveiro para construir as quantidades de energia total depositada em um anel concêntrico de células, ou simplesmente anel, em cada camada de amostragem do calorímetro. Todos

---

<sup>2</sup>Descontinuou-se a construção do SSC posteriormente, no final de 1993.

os anéis nas camadas de amostragem são centrados em sua célula correspondente mais energética <sup>3</sup>, uma razoável aproximação do baricentro de energia da propagação do chuveiro para cada camada do calorímetro. O conceito é somar a energia das células dentro da região delimitada pelo anel para compor a informação anelada. Ao realizar isso, para uma janela do calorímetro contendo a energia do chuveiro, detém-se uma representação que mantém a largura lateral do chuveiro. Adicionalmente, se tal processo for repetido para todas as amostragens longitudinais (camadas) obtidas dentro da janela, isso permite caracterizar a largura longitudinal, bem como as nuances da evolução lateral do chuveiro. Assim, obtém-se uma base representativa que mantém as características físicas do processo de interação do chuveiro, mas com menor dimensão que a base constituída pelas células de leitura [53]. O processo de construção do anel cobre toda o RoI de  $0,4 \times 0,4$  ( $\eta \times \phi$ ) semeado pelo nível 1, resultando em 100 anéis (fixos), onde o número de anéis varia naturalmente por cada camada de amostragem de calorímetro, conforme mostrado na Tabela B.1, para contabilizar diferentes granularidade.

Tabela 5.1: Descrição das amostragens longitudinais dos calorímetros compondo as camadas e seções no algoritmo de anelamento. Veja texto para detalhes.

Seção	Camada	Barril	ITC	Tampa	$h_{\eta,l}$	$h_{\phi,l}$	$N_l$
EM	PS	<i>PreSamplerB</i>		<i>PreSamplerE</i>	0,025	0,1	8
	EM1	EMB1		EMEC1	0,003	0,1	64
	EM2	EMB2		EMEC2	0,025	0,025	8
	EM3	EMB3		EMEC3	0,050	0,025	8
HAD	HAD1	<i>TileBar0</i>	<i>TileGap3</i>	HEC0	0,1	0,1	4
		<i>TileExt0</i>					
	HAD2	<i>TileBar1</i>	<i>TileGap1</i>	HEC1	0,1	0,1	4
		<i>TileExt1</i>					
	HAD3	<i>TileBar2</i>	<i>TileGap2</i>	HEC3	0,2	0,1	4
		<i>TileExt2</i>					

Desse modo, uma redução de dimensionalidade é fornecida pela compactação dimensionalidade típica do espaço de entrada de aproximadamente 1000–1200 células por RoI em 100 anéis através do uso de conhecimentos da física. O algoritmo de anelamento, conforme empregado atualmente<sup>4</sup>, opera desta forma (Veja também a

<sup>3</sup>No ATLAS, o refinamento do centro de energia (célula mais quente), para todas as camadas da RoI, é realizado utilizando um janela de  $0.4 \times 0.4$  centrada na posição do *cluster* eletromagnético calculado a partir da célula mais quente da EM2. Foi implementada uma segunda versão, do algoritmo de anelamento, mais otimizada, onde a posição do *cluster* eletromagnético é utilizada como baricentro de energia para todas as camadas. Atualmente, apenas a primeira versão é utilizada.

<sup>4</sup>Atualmente o sistema de filtragem *online* de elétrons é projetado para operar somente na região central do detector ( $\eta \leq 2.5$ ), não contemplando, portanto, a região *forward*. As camadas e granularidades utilizadas na construção dos anéis (Tabela B.1) estão contidas na região central do calorímetro. Para a *Run 3*, espera-se que o sistema de filtragem *online* de elétrons seja estendido



descrição no Apêndice B.2):

- dada a posição central da célula mais quente da EM2 ( $\eta_{cluster}, \phi_{cluster}$ ), emprega-se o refinamento do baricentro de energia na  $l$ -ésima camada obtendo-se todas as células, pertencentes a  $\Theta_{RoI,l}$ , dentro de uma janela retangular de busca. Atualmente, os limites da janela de busca são definidos por  $(\eta_{cluster} \pm 0.2, \phi_{cluster} \pm 0.2)$ ;
- para todas as células da  $l$ -ésima camada pertencentes a janela de busca, obtém-se a posição central da célula mais energética dada por  $(\eta_{hot,l}, \phi_{hot,l})$ .
- o anel  $R_{n,l}$  é formado por todas as células  $c_{n,l}$ . Calcula-se  $n$  por

$$n = \left\lceil \max \left( \frac{|\eta_{i,l} - \eta_{hot,l}|}{h_{\eta,l}}, \frac{|\phi_{i,l} - \phi_{hot,l}|}{h_{\phi,l}} \right) \right\rceil \quad \forall c_{i,l} \in \Theta_{RoI,l}, \quad (5.1)$$

onde (análogo para  $\phi$  quando adequado):  $\eta_{i,l}$  é o centro da célula  $c_{i,l}$  em  $\eta$ ;  $h_{\eta,l}$  é o passo adotado em  $\eta$  para a  $l$ -ésima camada, por sua granularidade;  $l \in \{\text{PS, EM1, EM2, EM3, HAD1, HAD2, HAD3}\}$ ; e  $n \in \{0, \dots, (N_l - 1)\}$ , caso contrário se descarta a célula. Ressalta-se que as regiões descritas são retangulares, assim como são as células no plano  $\eta \times \phi$ ;

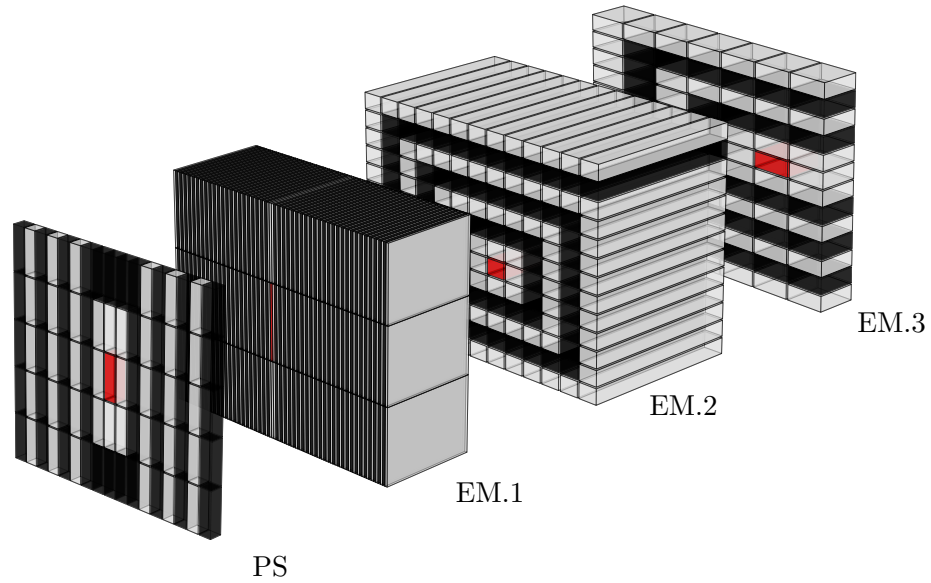
- a grandeza ( $r_{n,l}$ ) descrita pelo anel  $R_{n,l}$  representa, aproximadamente, a energia transversa do chuveiro depositada na região delimitada pelo anel, dada por

$$r_{n,l} = \frac{\sum_{i=0}^{\forall c_{i,l} \in R_{n,l}} E_{i,l}}{\cosh |\eta_{hot,l}|} \quad (5.2)$$

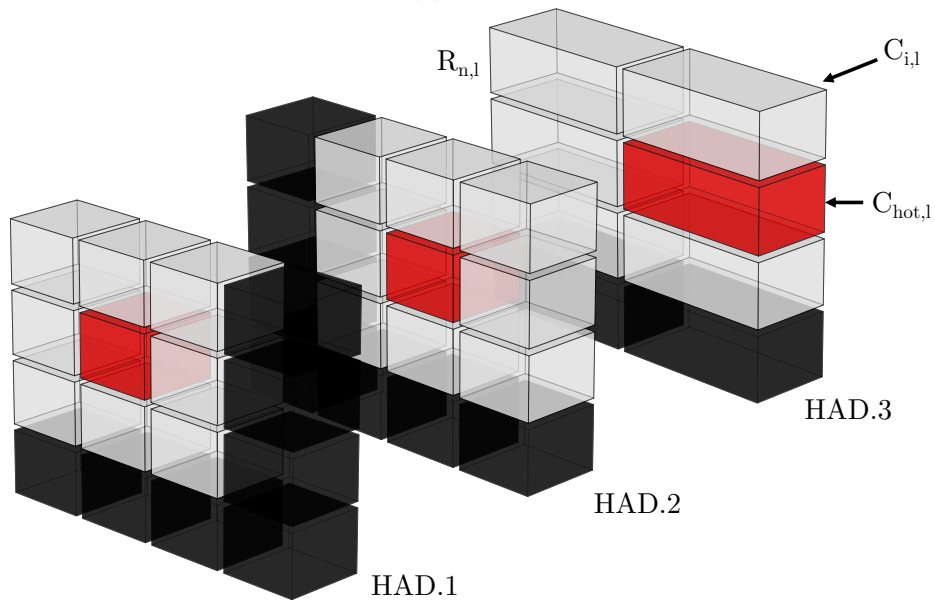
onde  $E_{i,l}$  é a energia da célula  $c_{i,l}$ . Caso um anel seja dado por um conjunto vazio (ou seja, nenhum centro de célula dentro de sua região), assume-se valor nulo para sua respectiva grandeza (Veja Figura 5.1).

---

para a região *forward* do detector. Hoje, apenas o sistema de filtragem *offline* de elétrons é capaz de avaliar essa região.



(a)



(b)

Figura 5.1: Ilustração do processo de anelamento de uma região candidata nos calorímetros eletromagnético (a) e hadrônico (b) do ATLAS. Para cada camada  $l$ , a célula mais energética ( $C_{hot,l}$ ) é representada em vermelho, enquanto os anéis vizinhos ( $R_{n,l}$ ) são representados por todas as células pintadas de branco ou preto contidas na região delimitada.

## 5.2 O *NeuralRinger* para Elétrons na Etapa Rápida de Calorimetria

Os trabalhos anteriores [18, 23, 51, 52, 69] mostraram a boa capacidade do método *NeuralRinger* para atuação na discriminação de elétrons aplicando apenas com

informação de calorimetria no estágio equivalente ao atual FastCalo (Ver Figura 5.2). Na época, a atuação de um único modelo não-linear (rede neural) para tomada de decisão de posse da informação normalização pela energia total [18] dos anéis era suficiente para disponibilizar uma técnica superior à referência da época, baseada em cortes lineares nas grandezas físicas.

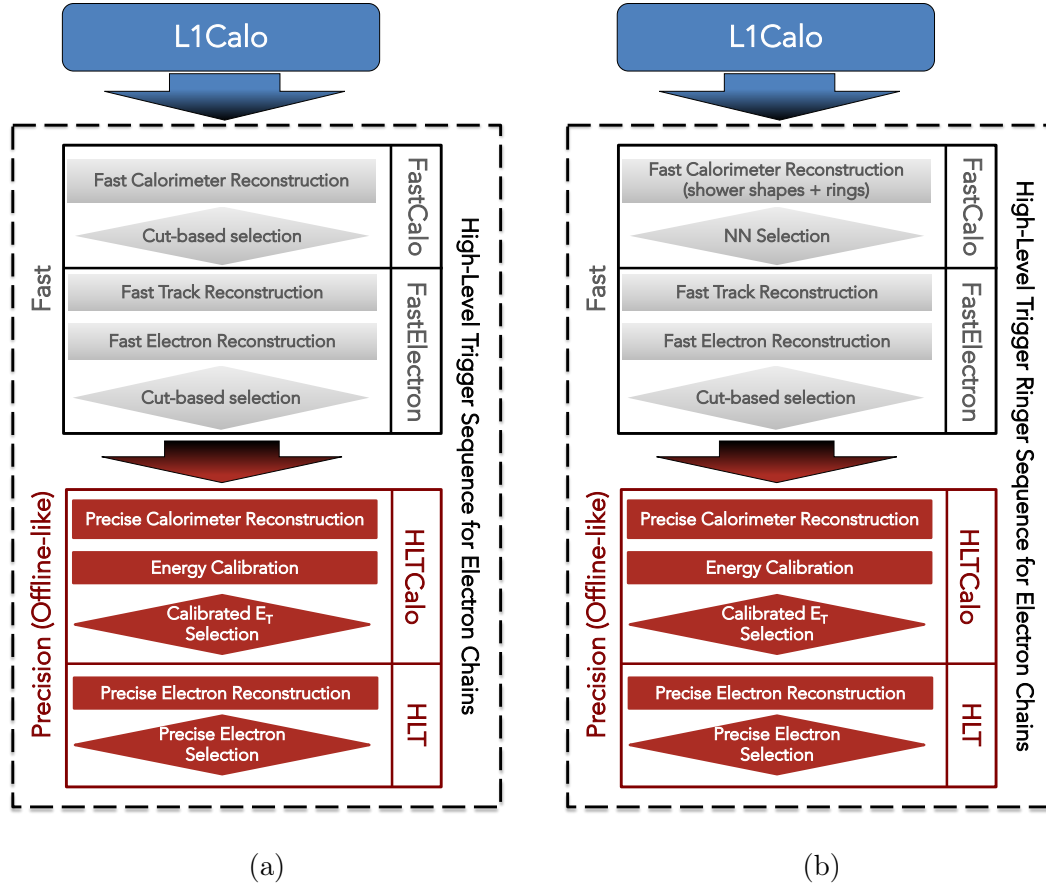


Figura 5.2: Comparação dos diagramas de fluxo de processamento para os *triggers* de elétrons. (a) contém a lógica empregada nas assinaturas com base na estratégia de cortes rígidos (*cutbased* ou *noringer*) na etapa FastCalo. (b) contém a lógica empregada nas cadeias de elétrons primárias (*ringer*) acima de 15 GeV para o final da Run 2 (2017-2018) utilizando o algoritmo *NeuralRinger*.

Com a demanda por estratégias mais eficientes devido à sempre crescente luminosidade do LHC, o ATLAS alterou sua estratégia para o uso de estratégia multivariável (Veja em 4.1.1.2) para as análises *offline*, ainda no final da *Run-1*. Durante a Primeira Parada Técnica (TS1), essa estratégia, baseada em verossimilhança (LH), foi estendida para atuação no estágio preciso do HLT, onde se costuma empregar técnicas com a mesma abordagem que o *offline*. Todavia, essas alterações não atingiram o FastCalo, de forma que, apesar da redução da taxa de saída do HLT, vital para manter o HLT atendendo às demandas da física e dos recursos disponíveis, essas alterações tiveram pouco impacto na demanda por processamento do HLT. Por fim,

o algoritmo de cortes lineares<sup>5</sup> (Ver Figura 5.2a) do FastCalo continuou atuando neste estágio com um corte pouco restritivo a fim de evitar a perda prematura de elétrons devido às limitações de uma estratégia linear.

Esse cenário se mostrou extremamente favorável para a alternativa que o *NeuralRinger* representava, havendo uma demanda que já se desenhava em 2014 e, com as previsões de limitação de processamento em 2016, sua adoção se tornou ainda mais urgente. Nesse sentido, em 2016, desenhou-se, junto a colaboração, a proposta de atualização do FastCalo (Ver Figura 5.2b), utilizando a informação dos anéis concêntricos de energia, proposto na Seção 5.1, combinada com uma técnica de classificação multivariável mais eficiente. Embora, em um primeiro momento, a reconstrução dos anéis de energia já fizesse parte da cadeia de algoritmos obrigatórios de reconstrução de elétrons em meados de 2015, estando disponível inclusive para as assinaturas de fótons, a seleção de eventos utilizando uma técnica multivariável a partir da informação dos anéis só passou a fazer parte da sequência de elétrons, em um segundo momento, após o comissionamento do *NeuralRinger* em meados de 2017 (após a TS1). Para o comissionamento e operação do *NeuralRinger* nos dois últimos anos da *Run 2* (2017 e 2018), a colaboração optou por dividir o *Slice* de elétrons em três conjuntos de assinaturas:

- **Assinaturas principais:** São composta por assinaturas de elétrons com corte em energia<sup>6</sup> acima de 15 GeV (Por exemplo: e17\_lhloose\_nod0, e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose, e60\_lhmedium\_nod0, outros). Por representarem as principais cadeias na coleta de elétrons e exigirem parte dos recursos da fazenda de computadores, optou-se por alterar, neste momento, todas as cadeias de elétrons nesta faixa de energia para a sequência descrita na Figura 5.2b. O decaimento representativo nesta faixa de energia é o  $Z \rightarrow ee$ ;
- **Assinaturas de *backup*:** São compostas por algumas cadeias duplicadas presentes nas assinaturas principais e utilizam a antiga estratégia de filtragem (Figura 5.2a) na etapa rápida. Essas cadeias são representadas pelo sufixo “noringer” (Por exemplo: e28\_lhtight\_nod0\_noringer\_ivarloose) e tem como objetivo realizar os estudos de impacto entre as amostras coletadas pelas assinaturas utilizando a rede neural e a antiga estratégia (cortes rígidos) através da comparação das variáveis descritivas (Ver Tabela 4.1) dos candidatos aprovados em ambos os casos;
- **Assinaturas de baixa energia:** São compostas por todas as assinaturas com corte em energia abaixo de 15 GeV (Por exemplo: e5\_lhvloose\_nod0,

<sup>5</sup>Em alguns dos trabalhos antigos referenciados o algoritmo de cortes lineares aplicado no FastCalo é citado com o nome de T2Calo.

<sup>6</sup>A energia da assinatura, em GeV, é determinada pelo número após a letra “e” no início do nome. Por exemplo: e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose.

e9\_lhmedium\_nod0, outros). Nesta faixa de energia, optou-se por manter a sequência antiga de filtragem (Figura 5.2a) para todas as cadeias de elétrons de baixa energia. Todavia, sua atualização está prevista para o início da *Run 3* (2020). Nesta faixa de energia, o decaimento representativo é o  $J/\Psi \rightarrow ee$ .

Adiante, encontra-se a descrição do método de ajuste dos modelos para o comissionamento do *NeuralRinger* em 2017 (Subseção 5.2.1), durante a *Run 2*, treinados a partir de dados simulação de Monte Carlo. Ainda é descrito o método de ajuste dos modelos para 2018 (Subseção 5.2.2), proposto para a atualização do *NeuralRinger* após o comissionamento, treinados com dados reais obtidos em 2017.

Cabe ressaltar, aqui, que este trabalho se concentrou em produzir uma solução para alta demanda de processamento na fazenda de computadores, para as assinaturas de elétrons com corte em energia acima de 15 GeV, do sistema de filtragem *online* para a região central do detector ( $\eta \leq 2.5$ ) através da introdução de uma estratégia de classificação, mais eficiente, combinada com os anéis de energia na etapa rápida com foco na *Run 3*. No entanto, é necessário que o leitor tome conhecimento de todo o processo de desenvolvimento do *NeuralRinger* durante a *Run 2*, uma vez que, o mesmo método de seleção de eventos e treinamento será utilizado para preparar e ajustar os modelos que serão utilizado no início da *Run 3*. Ainda, apenas por completude, o apêndice C apresenta os resultados obtidos durante os dois últimos anos da *Run 2* (2017–2018), período onde o *NeuralRinger* foi introduzido, e operou, no sistema de filtragem *online* do ATLAS pela primeira vez.

### 5.2.1 Método de Ajuste dos Modelos para 2017

Antes de prosseguir é importante mencionar que todos os desenvolvimentos realizados neste trabalho, a partir de 2015, foram catalogados, como forma de permitir uma análise comparativa entre os modelos, ou estratégias, de forma sequencial. Assim, para o comissionamento e operação em 2017, discutidos nesta subseção, a estratégia final foi rotulada como v6<sup>7</sup>

Conforme descrito em 4.1.1.2, existe uma forte motivação da física do experimento em particionar o ajuste dos modelos em regiões. Essas regiões, chamadas de espaço de fase, são delimitados pela fronteira estrutural (geométrica) dos detectores e pela cinemática (energia) da partícula incidente. As fronteiras estruturais em  $\eta$  são definidas através da alteração na instrumentação do experimento dada pela quantidade, qualidade ou ausência de material responsável pela medição do evento. Por sua vez, as fronteiras em função da cinemática das partículas são definidas pela influência desta variável no desenvolvimento do chuveiro nos detectores.

---

<sup>7</sup>Até este momento foram testados diferentes versões e estratégias (Por exemplo: v1, v2) até a consolidação da estratégia de comissionamento, rotulada como v6.

Além disso, outro fator determinante na escolha da granularidade dessas regiões (espaço de fase) é a estatística das amostras. Durante a fase de ajuste do modelo, ou treinamento, cada região é responsável por caracterizar o comportamento da interação das partículas com o instrumento utilizado no experimento (determinado por uma região delimitada por uma faixa de  $\eta$  ou  $E_T$ ). Para uma estratégia que aborda aprendizado de máquina em sua fase de ajuste do modelo, uma grade com alta granularidade pode gerar espaços de fase com uma baixa quantidade de amostras, prejudicando, assim, o aprendizado. Por outro lado, uma grade mais rudimentar pode englobar mais de um comportamento, devido a instrumentação, em uma região, dificultando assim o aprendizado do modelo.

Nesse sentido, a utilização de um *ensemble*<sup>8</sup> de classificadores, redes neurais, para tomar a decisão utilizando a informação anelada (Seção 5.1) extraída do calorímetro tem como objetivo possibilitar uma resposta mais suave, mitigando os efeitos da instrumentação e da cinemática, do classificador em função dos espaços de fase definidos. A construção das fronteiras do espaço de fase empregado optou por não utilizar uma granularidade muito fina, como é utilizada pela técnica de máxima verossimilhança no *offline* (Ver Tabelas 4.3 e 4.2), em função da estatística das amostras em cada região. Assim, optou-se por dividir a estrutura geométrica em quatro regiões, respeitando as transições de material presentes no detector, em  $\eta$  (barril central, barril estendido, *crack* e tampa) e em cinco regiões cinemáticas agrupadas em intervalos de uma (1) dezena de GeV para regiões acima de 20 GeV (exceto para a primeira região que está limitada entre 15 - 20 GeV). A Tabela 5.2 representa as regiões de espaço de fase ( $\eta \times E_T$ ) delimitadas para cada um dos espaços de fase utilizados para ajustar os modelos que irão compor o *ensemble* de redes neurais.

Tabela 5.2: Fronteiras para as regiões em  $\eta$  e  $E_T$  empregados no ajuste do modelo. Um total de 20 regiões são utilizadas para compor o *ensemble* de redes neurais.

Ajuste do Modelo					
Fronteira das Regiões em $E_T$ [GeV]					
15	20	30	40	50	$\infty$
Fronteiras das Regiões em $ \eta $					
$0 \leq  \eta  < 0.8$			Barril		
$0.8 \leq  \eta  < 1.37$		Barril Estendido			
$1.37 \leq  \eta  < 1.54$			Crack		
$1.54 \leq  \eta  < 2.5$			Tampa		

<sup>8</sup>Ou conjunto de modelos dedicados a cada região de  $\eta \times E_T$ .

### 5.2.1.1 Seleção de Eventos por Simulação

Com o objetivo de reduzir o nível de processamento das cadeias primárias de elétrons do sistema de filtragem *online* (composta por assinaturas acima de 15 GeV), utilizou-se o conjunto de simulação de Monte Carlo de 2015<sup>9</sup> composto por elétrons isolados provenientes do decaimento de  $Z$ , decaimento representativo para esta faixa de energia, e jatos hadrônicos com o mínimo de 17 GeV de energia. Para as amostras de sinal aplicou-se o método T&P (Conforme Seção 4.3) nos eventos de simulação do decaimento de  $Z$  e o critério *offline lhmedium* em todos os candidatos a elétrons *probes* selecionados. O conjunto de ruído é gerado a partir dos eventos de simulação de jatos hadrônicos eliminando-se todos os possíveis candidatos a elétrons isolados através da verdade da simulação. Em seguida, realizou-se a extração das amostras de sinal e ruído para cada uma das regiões do espaço de fase definidos para a etapa de seleção rápida do *Trigger*. A Figura 5.3 representa as diferenças representativas para cada espaço de fase para um dos anéis de energia (Por exemplo: o primeiro anel da EM1) reconstruídos na etapa rápida de calorimetria do sistema de filtragem *online*.

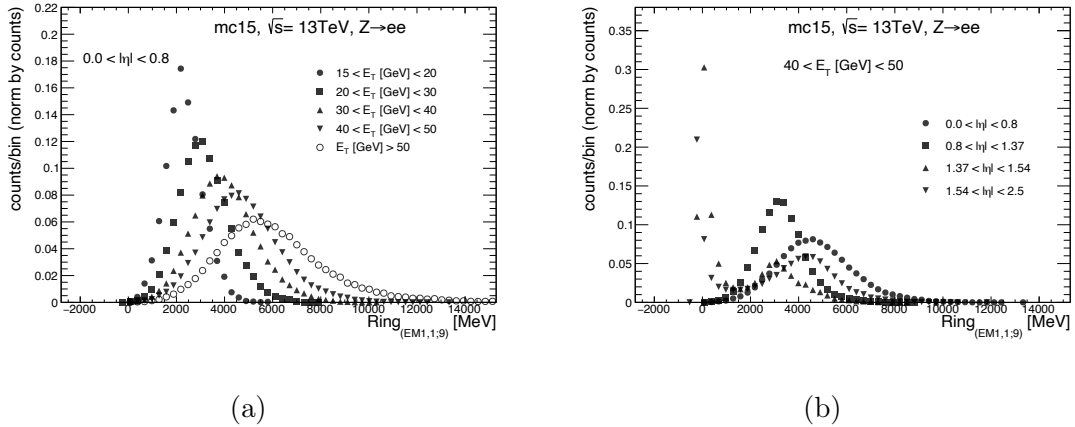


Figura 5.3: Distribuições marginais do primeiro anel não normalizado (célula mais quente) da EM1 para  $E_T$  (a) e  $\eta$  (b) em dados simulados de  $Z \rightarrow ee$  para os limites empregados na extração dos discriminantes em 2017. As observações estão normalizadas pelo total de entradas do histograma.

Aqui, o desenvolvimento do algoritmo de hipótese é realizado em duas etapas: ajuste do modelo e ajuste do patamar de decisão da rede neural. Em ambas, é utilizada uma grade retangular delimitada pela região geométrica e cinemática definidas na Tabela 5.2. Os valores da posição da partícula ( $\eta$ ) e energia ( $E_T$ ) provém da etapa rápida do sistema de filtragem (Veja em 4.2.3.1) e, por tanto, estão sujeitas as flutuações, em geral, maiores, que aquelas presentes no estágio de precisão ou

<sup>9</sup>O conjunto de simulação de 2015 foi especialmente desenvolvido pela colaboração para o ajuste de todos os modelos utilizados em 2017.

na reconstrução *offline*. Assim, foram empregados durante o processo de ajuste dos modelos um total de 20 modelos neurais, um para cada região, para compor o *ensemble* de redes neurais. A Tabela 5.3 representa o número de amostras de sinal (azul) e ruído (vermelho) selecionadas para o treinamento para cada um dos espaços de fase definidos para o ajuste dos modelos.

Tabela 5.3: Número de eventos de sinal (azul) e ruído (vermelho) para cada uma das regiões do espaço de fase definidos na Tabela 5.2. As amostras foram extraídas a partir de dados de simulação de Monte Carlo de 2015. Para o conjunto de sinal, aplicou-se o método de T&P e o critério *lhmedium* para selecionar candidatos a elétrons em Simulação de  $Z \rightarrow ee$ . Para o conjunto de ruído, utilizou-se amostras de simulação de jatos hadrônicos com energia superior a 17 GeV (JF17).

	$15 < E_T < 20$	$20 < E_T < 30$	$30 < E_T < 40$	$40 < E_T < 50$	$E_T > 50$
$0.00 < \eta < 0.80$	21490 523981	121811 346143	277833 88659	286849 31857	105114 29068
$0.80 < \eta < 1.37$	12362 372257	65684 246076	167207 63230	186662 22087	68736 20689
$1.37 < \eta < 1.54$	618 97614	2854 61155	6519 16062	4618 5607	1597 5334
$1.54 < \eta < 2.50$	18154 600198	81125 396224	172515 97835	202108 33642	71013 29627

### 5.2.1.2 Figuras de Mérito

Assuma que os conjuntos  $\Theta_e$  e  $\Theta_b$  de elétrons (sinal) e falsos elétrons (ruído) respectivamente foram selecionados por um método de referência, p. ex. empregando conhecimento especialista, por meio da solicitação ou negação de algum critério do método T&P, e possivelmente, algum método de classificação *offline*. Assuma a existência de um modelo  $\mathcal{C}$  representado pela função  $f_{\mathcal{C}} : \Theta \rightarrow \mathbb{R}$  otimizado (treinado) para realizar uma tarefa de classificação binária (aprovado ou reprovado). Para uma otimização supervisionada, o modelo  $\mathcal{C}$  gera uma saída  $\hat{y} := f_{\mathcal{C}}(x)$  com alvo  $y$  para a amostra  $x \in \Theta$ .

A operação de  $\mathcal{C}$  resulta em uma seleção de um subconjunto  $\mathcal{O}_{e|e}$  e  $\mathcal{O}_{e|b}$  em  $\Theta_e$  e  $\Theta_b$  respectivamente como elétrons (Se  $\hat{y} > \tau$ :  $x$  é classificada como candidato a elétron ( $e$ ); caso contrário: ruído ( $b$ )). Na Tabela 5.4 são definidas algumas figuras de mérito utilizadas no procedimento de ajuste dos modelos descrito neste trabalho. Ainda, é possível ajustar  $\mathcal{C}$  para resultar em um ponto de operação adequado (p. ex. um alvo de  $P_D$  ou  $F_A$ ) através do ajuste de  $\tau$ . Todos os possíveis pontos de operação de  $\mathcal{C}$  são definidos através da *Receiver Operation Curve* (ROC) [101]. O índice  $SP$  é definido como a raiz quadrada do produto da média geométrica e aritmética das eficiências de sinal e ruído. Este índice fornece um espaço unidimensional, que permite ajustar  $\mathcal{C}$  para obter uma eficiência de forma equilibrada entre ambas as classes, dado pelo ponto de operação  $SP_{max} := \max(SP)$  [18].



Tabela 5.4: Nomes, símbolos e definições das figuras de mérito empregadas. Mais de um símbolo e nomes podem ser encontrados em campos diferentes para algumas figuras. Usaremos os nomes indiscriminadamente ao longo do texto, porém os símbolos a serem empregados no texto são prefixados com o símbolo ‘ $\rightarrow$ ’.

	Símbolo	Nome	Definição
$\rightarrow$	$P_D$	Probabilidade de detecção	$\frac{ \mathcal{O}_{e e} }{ \Theta_e }$
	$P_{e e}$	Eficiência de elétrons Verdadeiro Positivo	
$\rightarrow$	$F_A$	Probabilidade de falso alarme	$\frac{ \mathcal{O}_{e b} }{ \Theta_b }$
	$P_{e b}$	Falso Positivo Falso Alarme	
	$SP$	Índice Soma-produto	$\sqrt{\sqrt{P_D(1 - F_A)} \frac{P_D + (1 - F_A)}{2}}$

### 5.2.1.3 Pontos de Operação

O sistema de filtragem *online* do ATLAS oferece formas de controlar a taxa de eventos (Veja em 4.2.1) aceitos através da alteração do ponto de operação (ajuste do  $P_D$ ) dos algoritmos de hipóteses. De forma a padronizar esses ajustes, o sistema de filtragem *online* adotou a mesma nomenclatura utilizada pelo sistema de filtragem *offline*. Nesses sistemas, os algoritmos de hipótese são configurados para operar no critério *tight* (certamente a partícula observada é interessante), no critério *loose* (observa-se uma grande quantidade de partículas desejadas, mas também uma quantidade considerável de falso alarme) e no critério *medium* (uma tentativa de equilibrar os dois extremos da classificação). A partir de 2015, com a introdução da *LLH* no sistema de filtragem (*online* e *offline*) para elétrons, incluiu-se o prefixo *lh* (Por exemplo: *lhtight*) para indicar a utilização da técnica de máxima verossimilhança (Veja em 4.1.1.2) na seleção de eventos. Além disso, foi incluído o critério *(lh)vloose*, do inglês *very loose*, na lista de pontos de operação.

Com o objetivo de fornecer a mesma lógica de seleção adotada pela colaboração na *Run 2*, configurou-se o *NeuralRinger* para fornecer os quatro pontos de operação definidos para a seleção de elétrons. Como, naquele período, não desejava-se modificar, ou provocar grandes alterações, na eficiência de detecção de elétrons na saída do HLT, optou-se por utilizar, como referência, os valores de  $P_D$  obtidos pelo algoritmo de cortes lineares (*cut-based*) da etapa rápida de calorimetria (para cada um dos quatro critérios e para cada espaço de fase do conjunto de dados utilizado) para construir os quatro pontos de operação do novo teste de hipótese.

#### 5.2.1.4 Ajuste dos Modelos

O modelo utilizado é uma rede neural do tipo MLP totalmente conectada com uma topologia de 100 entradas, uma camada escondida com um número definido de neurônios e uma camada de saída com um neurônio. Todos os neurônios utilizam a tangente hiperbólica como função de ativação. O ajuste das redes ocorre com o algoritmo RPROP [102] iniciadas aleatoriamente conforme [103]. A função custo utilizada é o Erro Quadrático Médio (MSE). O critério de parada<sup>10</sup> é o  $SP_{max}$  que considera o ponto de operação da rede neural onde se obtém a melhor relação entre  $P_D$  e  $F_A$ .

Diversas normalizações, afim de evitar a saturação das entradas da rede neural, já foram estudadas [18]. Conclui-se que a normalização mais satisfatória é a divisão do valor de cada anel pelo módulo da soma do valor de todos os anéis. Para a validação cruzada, foi utilizado o método *k-fold* [104] estratificado ( $k = 10$ ) onde os dados de simulação foram divididos em 10 partições e sorteados 10 vezes. Empregou-se como conjunto de validação (parada para evitar especialização durante o treinamento) o conjunto de teste. Nesse sentido, para um sorteio, 9 partições (90% dos dados) foram utilizados para treino e 1 partição (10%) para validação (teste). A estratégia para evitar performance subótima devido à convergência de primeira ordem do algoritmo RPROP, deu-se por força bruta, repetindo o processo de treinamento, com novas inicializações para cada configuração, por 100 vezes. Como as classes são desbalanceadas, ponderou-se<sup>11</sup> os valores de saída da rede, para cada classe, durante o treinamento com o objetivo de mitigar esse efeito. Todas as redes treinadas, e seus respectivos históricos, são salvas para possibilitar uma avaliação posteriormente. Das 100 inicializações, ajustadas para um determinado sorteio, a rede que obteve o maior índice  $SP$  empregando todo o conjunto (treino e validação) é selecionada (melhor rede entre as inicializações para um determinado sorteio).

Posteriormente, obtém-se os valores de  $P_F$  e  $SP$  para um determinado  $P_D$  (referência) calculado a partir da ROC do conjunto de validação para cada uma das 10 redes selecionadas. O valor do  $P_D$  é dado pela resposta do algoritmo de cortes lineares<sup>12</sup> empregado na etapa rápida (Veja em 4.2.3.1) calculado para todas as amostras

---

<sup>10</sup>Inicialmente, utilizou-se o critério de multiparada para obter três redes para pontos de parada avaliando a especialização no conjunto de validação por critérios diferentes durante o treinamento. Os critérios são:  $SP_{max}$ , máximo de  $P_D$  para um determinado  $F_A$ , mínimo em  $F_A$  para um determinado  $P_D$  e o próprio MSE. Contudo, essa estratégia foi abandonada posteriormente por não trazer ganhos significativos ao processo a adicionar complexidade ao ciclo de treinamento.

<sup>11</sup>Os algoritmos de aprendizagem são modificados com o intuito de torná-los sensíveis à questão do desbalanceamento. Assim, durante o processo de treinamento da máquina, o custo ao errar um padrão da classe minoritária é bem maior do que o custo associado a um erro na classe majoritária

<sup>12</sup>Inicialmente, a referência empregada foi a eficiência obtida pelo algoritmo de cortes lineares (T2Calo) no FastCalo. Porém, percebeu-se que o *Neural Ringer* era capaz de substituir toda a sequência de seleção composta pelo FastCalo, FastElectron e HLTCalo (majoritariamente baseada apenas em calorimetria). Posteriormente, o T2Calo voltou a ser referência em virtude da inclusão,

do espaço de fase avaliado. Por fim, obtém-se a flutuação estatística da validação cruzada (valor médio e desvio padrão das 10 redes) em termos de  $F_A$ ,  $SP$  e um  $P_D$  (referência) avaliado utilizando o conjunto de validação.

A escolha da topologia é realizada subjetivamente através da comparação das eficiências de validação cruzada em gráfico por *boxplot*. Avaliou-se a escolha da topologia, porém se observou pouca alteração em eficiência (para um mesmo  $P_D$  compara-se os valores de  $F_A$  obtidos) conforme a escolha dos neurônios para todas as regiões em espaço de fase. Dado o propósito de operação no sistema de filtragem *online* e a melhor capacidade de generalização do modelo com menos neurônios, manteve-se a configuração com o menor número de neurônios na camada escondida (em geral 5 neurônios) para compor o *ensemble* de redes neurais. Por fim, a escolha da rede de operação é realizada avaliando em todas as redes selecionadas com topologia definida àquela que obtém o menor  $F_A$  quando operando no  $P_D$  da referência, ambos calculados de posse de toda a estatística a fim de evitar o emprego de um subconjunto com estatística polarizada na escolha. Assim, encerra-se o processo de ajuste dos modelos para uma região de espaço de fase.

### 5.2.1.5 Diferenças entre Simulação e Dados Reais

Os melhores modelos para cada região do espaço de fase foram selecionados para compor o *ensemble* de redes neurais de operação que utilizado para gerar o discriminante durante a tomada de decisão. Contudo, a composição dos diferentes patamares de decisão aplicados no discriminante, produzido pela rede neural, levou em consideração, até o momento, os resultados em amostra de simulação. Sabe-se, no entanto, que as simulações de Monte Carlo não são perfeitas. Essas diferenças entre simulação e dados reais pode ser observada na Figura 5.4. Em (a) é realizada uma comparação entre as distribuições para a variável  $R_\eta$  para ambos os casos. Observa-se que a distribuição em dados de colisão encontra-se deslocada para a esquerda em relação a simulação. Assim como constatado na grande maioria das variáveis padrões, os anéis de energia, como pode ser visto no primeiro anel da EM1 (b), por exemplo, também sofrem do mesmo problema de descrição.

Algumas tentativas para reduzir a influência dessas diferenças durante o processo de ajuste ou análises físicas foram realizadas ao longo dos anos. A primeira delas [105], utilizada até 2015, realizava o deslocamento, através da média, de uma das distribuições para direita ou esquerda, até reduzir, o máximo o possível, o valor encontrado pelo teste do  $\chi^2$  realizado entre as distribuições (simulação e dados de colisão). Contudo, essa técnica considera apenas as distorções presente nas médias das distribuições, não levando em considerações outras distorções. Uma outra 

---

novamente, do FastElectron na cadeia principal pela colaboração.

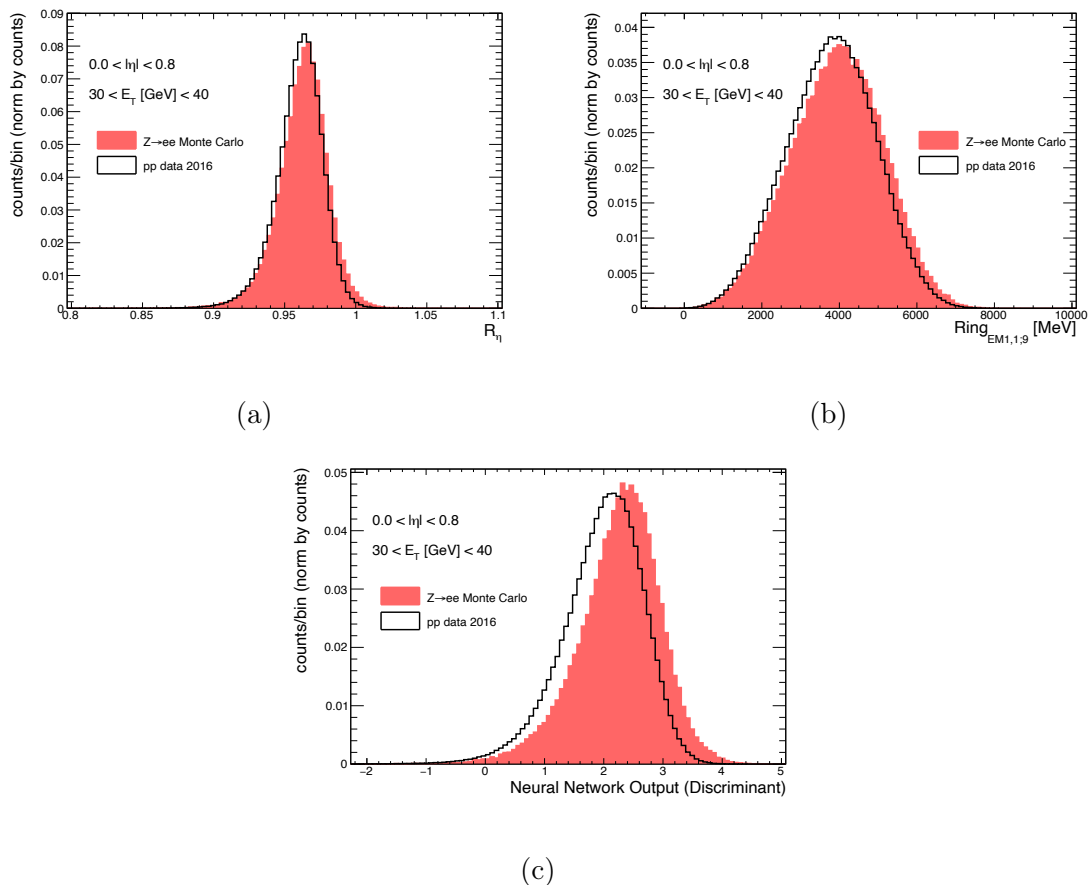


Figura 5.4: Diferenças entre dados de simulação (vermelho) de 2015 e dados reais (preto) obtidos no ano de 2016 para uma região do espaço de fase. Em (a) é realizada a comparação entre as distribuições normalizadas obtidas em ambos os casos para a variável  $R_\eta$  na etapa rápida. Em (b) idem para o primeiro anel da EM1. Em (c) é realizada a comparação entre as distribuições normalizadas obtidas em ambos os casos para a saída da rede neural (discriminante) gerada para as amostras presentes no conjunto de sinal dentro da região do espaço de fase selecionado.

abordagem, adotada pela colaboração nos últimos anos, é dar preferência, sempre que possível, em utilizar os dados de colisão para realizar o ajuste (ou treino) dos modelos que irão operar, também, em dados de colisão. Contudo, neste primeiro momento, os dados de simulação utilizados para treinar o *ensemble* de redes neurais vislumbravam um cenário de empilhamento de até uma média de 60 interações por cruzamento de pacote não visto, até então, em dados de colisão naquele período. Como esperava-se que o LHC obtivesse esse cenário até o final de 2017, os modelos ajustados em dados de simulação de 2015 foram mantidos uma vez que os dados reais de 2016, até aquele momento, forneciam apenas um máximo de 40 interações médias por cruzamento de pacote.

Sabe-se, também, que um discriminador treinado em dados de simulação com um patamar de corte ajustado para operar em uma determinada faixa de  $P_D$ , calculado também em simulação, geraria perdas de eficiência quando o mesmo operasse em

dados de colisão (Conforme pode ser observado em (c) na Figura 5.4). Esse efeito, provocou diferenças nas eficiências quando avaliou-se o teste de hipótese em dados de colisão. Para contornar esse efeito, foi realizado o ajuste dos limiares de corte para cada um dos espaços de fase utilizando apenas os dados de colisão do ano de 2016 disponíveis, até então, naquele período.

### 5.2.1.6 Ajuste de Eficiência dos Modelos em Dados de Colisão

Durante os ajustes dos cortes em dados de colisão de 2016<sup>13</sup> observou-se que as redes para a região da tampa ( $1.54 \leq |\eta| < 2.5$ ) apresentaram eficiências distintas em duas faixas de  $\eta$ . Enquanto a região de  $1.53 \leq |\eta| < 2.37$  apresentava valores de  $P_D$  esperados para os modelos ajustados por simulação, a região para  $|\eta| > 2.37$  apresenta valores de  $P_D$  abaixo do esperado. Esse comportamento mostrou a necessidade de incluir novos modelos e patamares de corte para a região de perda como forma de contornar as diferenças de comportamento das amostras para essas duas faixas em  $\eta$ . Contudo, devido a aproximação do término da TS1, segundo o cronograma da *Run 2*, e com isso o término do prazo para realizar o comissionamento, optou-se por aumentar a granularidade das regiões de patamares com o objetivo de contornar as perdas. Nesse sentido, para o comissionamento, as regiões mencionadas utilizaram um mesmo modelo com dois patamares de decisão. A Tabela 5.5 representa os espaços de fase utilizados para delimitar os diferentes patamares de corte.

Tabela 5.5: Fronteiras para as regiões em  $\eta$  e  $E_T$  empregados no ajuste dos patamares aplicados no discriminante produzido pelo *ensemble* de redes neurais. Um total de 25 regiões são utilizadas para compor os patamares de corte.

Patamares de corte					
Fronteira das Regiões em $E_T$ [GeV]					
15	20	30	40	50	$\infty$
Fronteiras das Regiões em $ \eta $					
$0 \leq  \eta  < 0.8$			Barril		
$0.8 \leq  \eta  < 1.37$			Barril Estendido		
$1.37 \leq  \eta  < 1.54$			Crack		
$1.54 \leq  \eta  < 2.37$			Tampa		
$2.37 \leq  \eta  < 2.5$			Final da Tampa		

<sup>13</sup>A seleção em dados de colisão segue uma lógica parecida da utilizada para a seleção em dados de simulação. Para a seleção de amostras de sinal, utilizou-se todos os dados obtidos no ano de 2016. Aplicou-se o método T&P para selecionar possíveis elétrons *probes* das amostras. Ainda aplicou-se o critério *offline lhmedium* em todos os *probes* para selecionar os candidatos a elétrons conforme a referência do *offline*.

### 5.2.1.7 Resiliência ao Efeito de Empilhamento

Com o aumento da luminosidade, o congestionamento de sinal no detector afetou a reconstrução de elétrons, havendo agora, uma maior probabilidade de sobreposição dos sinais provenientes de partículas distintas em regiões próximas (*in-time*) ou a sobreposição do desenvolvimento do sinal eletrônico das células (por mais que os detectores sejam otimizados para produzirem uma resposta rápida) de um cruzamento de feixe durante vários ciclos (*out-of-time*) de cruzamento de pacote. Vale lembrar que este efeito afeta tanto elétrons quanto o ruído físico, mas, do ponto de vista de discriminação, decorre uma descaracterização para elétrons tanto em calorimetria quando no traço. No caso da calorimetria, uma contaminação do sinal eletrônico das células pode causar, dependendo da intensidade, uma descaracterização do processo de desenvolvimento de um chuveiro EM típico para elétrons. Para o caso onde as contaminações são decorrentes de interações próximas, dentro de um mesmo evento, o desenvolvimento do chuveiro sofrerá com contribuições hadrônicas, em geral, em regiões não centradas no baricentro de energia, aumentando, assim, o seu perfil lateral. Longitudinalmente, ainda, essas contribuições podem se alastrar até o HCAL, mesmo que as contribuições sejam ocasionadas por partículas de baixo  $P_T$ , devido a sua natureza, em grande maioria, hadrônica.

Dadas as considerações acima, os padrões de elétrons são diretamente afetados. De forma que, durante o desenvolvimento da *LLH*, no *offline*, e no último estágio de precisão do HLT, observou-se uma queda (linear) de eficiência na detecção de elétrons conforme o aumento da incidência de empilhamento. Para adicionar resiliência ao desenvolvimento do *NeuralRinger*, considerou-se a estratégia de ajuste de patamar utilizada no *offline* e no estágio preciso do HLT, onde os mesmos realizam um ajuste linear em função de um estimador de empilhamento, no *online* (Conforme 4.1.1.4), dado por  $\langle\mu\rangle$ . O ajuste linear<sup>14</sup> é dado em função dos limites responsáveis pela obtenção da eficiência de detecção desejada (mesmo  $P_D$  do *cut-based* para a região de espaço de fase avaliada) em função do estimador de empilhamento do *online* para uma grade espaçada de 1 unidade do estimador. O ajuste linear avalia [92]:

$$\chi^2 = \frac{(y - f(x))^2}{e_y^2 + (0,5(e_{xl} + e_{xh})f'(x))^2}, \quad (5.3)$$

onde  $e_y$  é o erro inferior das ordenadas (superior) caso o  $f(x)$  esteja abaixo (acima) de  $y$  e  $e_{xl}$  ( $e_{xh}$ ) é o erro inferior (superior) nas abscissas. Essas correções causam um crescimento de  $P_F$  em cortes mais exigentes (*medium* e *tight*), assim o processo

<sup>14</sup>Até o final de 2017, essa correção era obtida através de uma reta para o balanceamento da eficiência de detecção calculada elétrons abaixo e acima de um valor do estimador. Mais recentemente, esse método foi atualizado para Equação 5.3

passa por iterações manuais de relaxamento do coeficiente angular até que se atinja um equilíbrio entre a correção e um nível aceitável de crescimento de falso alarme.

No entanto, quando aplicou-se o ajuste linear na saída da rede neural, observou-se uma não linearidade (Ver Figura 5.5a) em decorrência da função de ativação da saída (tangente hiperbólica), em especial para os casos onde o  $F_A$  é mais restritivo (os pontos de operação *tight* e *medium*). Heuristicamente, observou-se que esse efeito poderia ser mitigado substituindo a função de ativação do neurônio de saída pela função linear (Figura 5.5b) para operação (somente após a fase de treinamento). Esta estratégia foi suficiente para remover a não linearidade introduzida pela função de ativação não linear (utilizada apenas durante o treinamento) e permitir um melhor ajuste da reta para todos os pontos de operação definidos. Um limite superior para o ajuste em  $\langle\mu\rangle = 40$  foi colocado a fim de evitar que a correção gerasse demasiado aumento de  $F_A$ . Com isso, encerra-se o método de desenvolvimento.

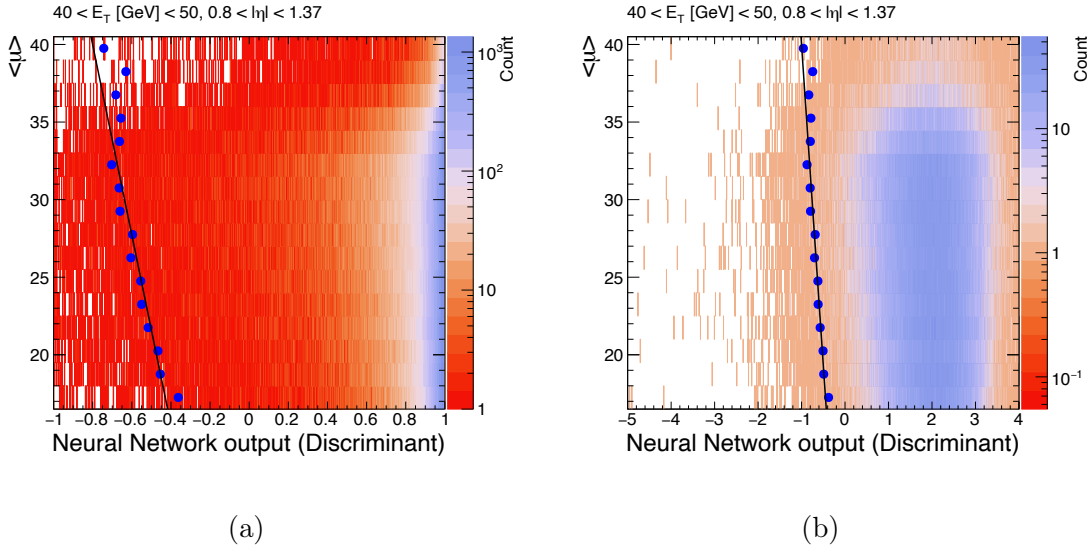


Figura 5.5: Saída do *NeuralRinger* em função de  $\langle\mu\rangle$  para elétrons *probes* ( $Z \rightarrow ee$ ) em dados de colisão de 2016. Os limiares de corte (pontos azuis) para cada unidade de  $\langle\mu\rangle$  são calculados para produzir um  $P_D$ . O  $P_D$ , ou referência, é calculado a partir da resposta do *cutbased* no espaço de fase delimitado. A linha preta é o ajuste linear dos limiares de corte. O espaços de saída foram calculados usando o modelo de treinamento utilizando a função de ativação hiperbólica (a), enquanto (b) representa a saída para o modelo de operação (sem a função tangente hiperbólica).

## 5.2.2 Método de Ajuste dos Modelos para 2018

Após o comissionamento, o *NeuralRinger* permitiu a operação do sistema de filtragem *online* de elétrons para a segunda metade do ano de 2017 (após a TS1). Neste período, a elevada luminosidade provocou uma crescente taxa de entrada com um alto grau de empilhamento de sinal nunca visto antes. Neste ano, por exemplo,

o empilhamento atingiu uma média de 60 interações médias por cruzamento de pacote. Para o ano de 2018 esse mesmo cenário era esperado. Contudo, os modelos neurais que operaram em 2017 haviam sido ajustados (treinados) com simulações de Monte Carlo de 2015 com uma cobertura de empilhamento de até 60 interações médias por evento simulado. Para o método de ajuste de patamares, que permitiu corrigir os patamares de decisão da rede em relação ao estimador de empilhamento do *online*, havia sido utilizado os dados do ano de 2016 limitados até 40 interações médias por cruzamento de pacote. Assim, para o ano de 2018, havia a necessidade de reajustar a estratégia utilizando dados de colisão de 2017 para adequar os modelos ao cenário de alto empilhamento. Novamente, por uma questão de acompanhamento dos desenvolvimentos do *NeuralRinger*, a nova estratégia foi etiquetada como *v8*<sup>15</sup>

Para o ajuste dos modelos com dados de colisão toda a estratégia de treinamento, construção do *ensemble* e correção dos patamares de decisão em relação ao empilhamento foi replicada para manter a coerência com os modelos anteriores. Conforme observado durante os ajustes dos modelos que operaram em 2017, a região da tampa apresentou eficiências distintas em duas faixas em  $\eta$ . Esse efeito foi mitigado com a introdução de mais uma fronteira (espaço de fase) em  $\eta$  na grade que define os patamares de decisão do algoritmo de hipótese. Para os novos modelos, essa grade foi replicada, também, para a escolha do modelo, contido no *ensemble*, durante a geração do discriminante ou patamar de decisão. A Tabela 5.6 representa as fronteiras utilizadas para compor os novos espaços de fase (25 regiões ao todo).

Tabela 5.6: Fronteiras para as regiões em  $\eta$  e  $E_T$  empregados no ajuste dos modelos e patamares de decisão para o *ensemble* de redes neurais. Um total de 25 regiões (espaços de fase) são utilizadas para compor as fronteiras de atuação dos modelos e patamares de decisão.

Regiões do <i>ensemble</i> e patamares de corte					
Fronteira das Regiões em $E_T$ [GeV]					
15	20	30	40	50	$\infty$
Fronteiras das Regiões em $ \eta $					
$0 \leq  \eta  < 0.8$				Barril	
$0.8 \leq  \eta  < 1.37$			Barril Estendido		
$1.37 \leq  \eta  < 1.54$			Crack		
$1.54 \leq  \eta  < 2.37$			Tampa		
$2.37 \leq  \eta  < 2.5$			Final da Tampa		

<sup>15</sup>Durante os testes, criou-se uma versão *v7* com dados de Monte Carlo de 2015 adaptando-se apenas as regiões do espaço de fase (Definida na Tabela 5.6). Entretanto, para 2018, a colaboração recomendou que todos os desenvolvimentos fossem realizados, desde o início, em dados de colisão mais recentes (2017). Devido a essa exigência, a estratégia foi atualizada e uma nova versão criada (*v8*) utilizando os dados de colisão de 2017 recomendados para as fases de ajuste (treinamento) dos modelos e correção dos patamares de decisão.



### 5.2.2.1 Seleção de Eventos em Dados de Colisão de 2017

Para compor as amostras de sinal e ruído, utilizadas durante o treinamento e ajuste dos patamares, empregou-se todos os dados de colisão obtidos no ano de 2017. Para a seleção de sinal, aplicou-se o método T&P para a seleção de candidatos a elétrons *probes* provenientes do decaimento de  $Z \rightarrow ee$  com  $E_T > 15\text{GeV}$ . Ainda, aplicou-se o critério *offline lhmedium* para selecionar candidatos a elétrons com base no sistema *offline* e, eventualmente, eliminar possíveis impurezas não removidas pelo método T&P. Para a seleção de ruído aplica-se o método T&P inverso onde o candidato a elétron *offline* selecionado não pode fazer parte de qualquer par de elétrons (*tag* e *probe*) provenientes do decaimento de  $Z$ . Por fim, o candidato a ruído deve ser reprovado ( $\neg$ ) pelo critério *offline* de elétrons menos exigente (atualmente o critério *lhvloose*). A Tabela 5.7 representa as quantidades de sinal (azul) e ruído (vermelho) selecionadas, para cada espaço de fase do *ensemble*, para o ajuste dos modelos.

Tabela 5.7: Número de eventos de sinal (azul) e ruído (vermelho) para cada uma das regiões do espaço de fase definidos na Tabela 5.6. As amostras foram extraídas a partir de dados de colisão de 2017. Para o conjunto de sinal, aplicou-se o método de T&P e o critério *lhmedium* para selecionar candidatos a elétrons. Para o conjunto de ruído, aplicou-se o inverso do método T&P e o critério  $\neg$  *lhvloose*, também, em dados de 2017.

	$15 < E_T < 20$	$20 < E_T < 30$	$30 < E_T < 40$	$40 < E_T < 50$	$E_T[\text{GeV}] > 50$
$0.00 < \eta < 0.80$	232819	1499273	4188536	4627778	1699541
	187639	316581	223869	162421	3769656
$0.80 < \eta < 1.37$	141000	896615	2539137	2837736	1059922
	143657	227709	156992	112229	2560472
$1.37 < \eta < 1.54$	51566	283647	645043	470869	170752
	30037	47550	35206	25449	560953
$1.54 < \eta < 2.37$	227345	1132030	2377013	2429079	901075
	205792	307253	196711	131668	1318418
$2.37 < \eta < 2.50$	19893	84054	164380	187729	89786
	15512	36522	24980	16100	93785

### 5.2.2.2 Ajuste dos Modelos e Eficiência

O procedimento de ajuste dos modelos seguiu o mesmo método (Veja em 5.2.1) empregado no comissionamento de 2017. O método de validação cruzada e seleção dos melhores modelos foi adaptado para considerar apenas as redes que obtiveram o maior índice  $SP$  (utilizando todo o conjunto de dados) para seleção da rede de operação (diferente da estratégia anterior que selecionava a rede de operação com menor  $F_A$  para um  $P_D$  de referência). Para realizar o ajuste linear dos patamares de decisão, para cada região em relação ao estimador de empilhamento do *online*, utilizou-se a mesma estratégia de correção do comissionamento (Veja em 5.2.1.7).

Contudo, para o ano de 2018 o limite superior foi estendido até  $\langle\mu\rangle = 100$ . A Figura 5.6 representa a saída da rede neural de operação, apenas para as amostras de sinal, para uma determinada região do espaço de fase. É possível observar que, diferente do ano anterior, o efeito de empilhamento para o ano de 2017 estende-se para níveis acima de 60 interações, em média, por colisão de pacote.

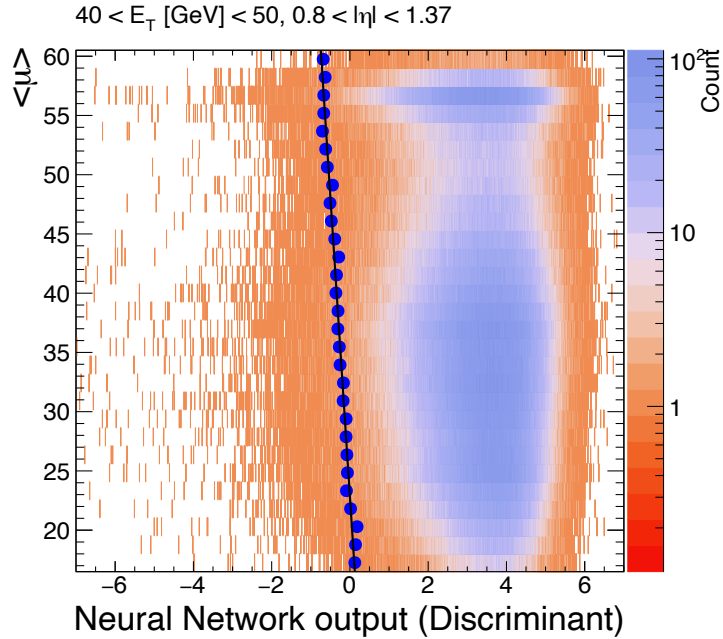


Figura 5.6: Saída do *NeuralRinger* em função de  $\langle\mu\rangle$  para elétrons *probes* ( $Z \rightarrow ee$ ) em dados de colisão de 2017. Os limiares de corte (pontos azuis) para cada unidade de  $\langle\mu\rangle$  são calculados para produzir um  $P_D$ . O  $P_D$ , ou referência, é calculado a partir da resposta do *cutbased* no espaço de fase delimitado. A linha preta é o ajuste linear dos limiares de corte.

### 5.2.3 Limitações do *NeuralRinger*

Durante *Run 2*, o algoritmo *NeuralRinger* empregou uma janela  $0.4 \times 0.4$  no eixo  $\eta \times \phi$  centrada na célula mais quente do *cluster* eletromagnético. Esse tamanho de janela vai muito além da cobertura aplicada pelas variáveis padrões de calorimetria<sup>16</sup> a fim de capturar componentes discriminativos adicionais na formação do chuveiro. Ainda, o procedimento de treinamento das redes neurais considerou apenas elétrons isolados como amostra de sinal e os padrões de entrada (os anéis) normalizados pela energia total. Em simulações de Monte Carlo para topologias *boosted*<sup>17</sup> não é

<sup>16</sup>Por exemplo:  $R_\eta$  é dada pela razão de  $3 \times 3$  e  $3 \times 7$  células

<sup>17</sup>Topologias *boosted*, ou elétrons *boosted*, acontecem quando um *cluster* (elétron) apresenta interferência de um outro objeto físico (outro elétron). Nesse caso específico, a janela de reconstrução

inesperado que, quando um outro elétron estiver dentro da janela de construção dos anéis, que esses objetos físicos sejam descartados. Ou seja, esses eventos gerarão alta atividade nos anéis externos e dependendo de quão forte é em relação ao centro atividade do *cluster* (devido à normalização), exibiram um perfil semelhante aos jatos (ruído).

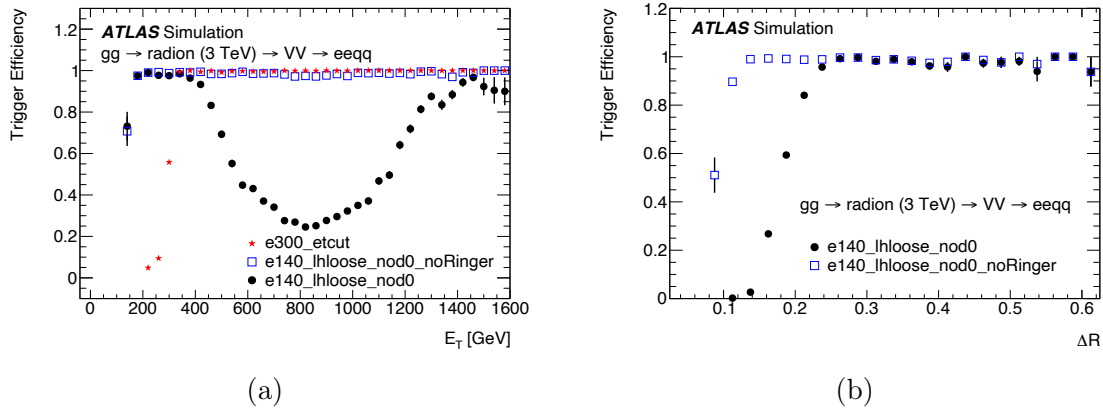


Figura 5.7: Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT em dados de simulação de  $gg \rightarrow \text{radion (3 TeV)} \rightarrow VV \rightarrow \text{eeqq}$  em função da energia transversa (a) e  $\Delta R$  (b) entre dois elétrons. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) reconstruídos pelo *offline* e aprovados pelo critério menos restritivo. Para (b), apenas candidatos a elétrons *offline* com  $E_T > 400$  GeV são usados para calcular a eficiência no intervalo onde pode acontecer os eventos *boosted*. Extraído de [55].

A Figura 5.7a apresenta a eficiência de algumas cadeias de elétrons em dados de simulação para uma topologia *boosted* particular, consistindo de elétrons fundidos originários de radions. Para a cadeia ringer (`e140_lhloose_nod0`) é possível observar entre 400-1400 GeV perdas em eficiência devido a presença de elétrons não centrais dentro da janela de extração dos anéis. Após 1,4 TeV, onde os dois elétrons ficam muito próximos um do outro ou a energia do elétron não central fica muito pequena em relação ao central, a eficiência é recuperada. Por outro lado, a cadeia baseada em cortes rígidos (`e140_lhloose_nod0_noringer`) foi capaz de manter a eficiência constante ( $\sim 1$ ) ao longo de toda a faixa de energia. Neste caso, a presença do segundo elétron não afetou as variáveis padrões de calorimetria reconstruídas na etapa rápida (FastCalo) devido a janela de busca mais central (muito menor que a janela de construção dos anéis) utilizada.

Por fim, a Figura 5.7b apresenta as curvas de eficiência para as cadeias com e sem o *NeuralRinger* em função do  $\Delta R$  (entre os dois elétrons). É possível observar uma queda de eficiência a partir de  $\Delta R < 2,5$  (início da sobreposição dos objetos) na cadeia ringer a medida que os dois elétrons ficam mais próximos. Outros fatores que influenciam a eficiência das cadeias de elétrons em topologias *boosted* são quão do algoritmo de anelamento centrada na célula mais quente do *cluster* (primeiro elétron) captura as informações do segundo elétron através de seus anéis mais externos.

equilibrada é a energia de ambos os elétrons e a quantidade de energia do elétron não central que está dentro da janela do primeiro. Assim, espera-se que o pior cenário seja quando o elétron mais externo, dentro da janela, apresenta quase a mesma ou maior energia que o elétron central. Para o início da *Run-3* espera-se que esse efeito seja mitigado através da modificação da janela de reconstrução do *NeuralRinger*.

### 5.3 Novas Estratégias na Identificação de Elétrons Baseadas no *NeuralRinger* para a *Run 3*

Os avanços para o *NeuralRinger* para a *Run 3* baseiam-se no emprego de novas representações do evento através da interpretação da física e (ou) da inclusão de sensores de leitura capazes de fornecer uma outra perspectiva do desenvolvimento do chuveiro de partículas através do detector. Além disso, os avanços consideram uma abordagem mais direta através do emprego de modelos neurais profundos (ou rasos) mais sofisticados como forma de melhorar a separação de sinal e ruído no sistema de filtragem. Ainda, é considerada a união de ambas na construção de um modelo de fusão capaz de unir a informação de diversos sensores através da extração do espaço latente, de forma mais vantajosa, como forma de melhorar a separação das classes durante o treinamento.

Os trabalhos anteriores mostraram a boa capacidade da estratégia *NeuralRinger* para atuação na discriminação de elétrons aplicando apenas a informação de calorimetria (anéis) em redes rasas do tipo MLP no FastCalo durante a *Run 2*. Com a demanda por estratégias cada vez mais eficientes devido à sempre crescente luminosidade do LHC, o ATLAS alterou diversos sistemas<sup>18</sup> de reconstrução com o objetivo de melhorar a filtragem *online* para a *Run 3*. Para o *NeuralRinger* espera-se que novas estratégias de classificação sejam estudadas considerando, também, as limitações (Veja em 5.2.3) observadas durante a *Run 2*. Nesta seção encontra-se a descrição dos métodos envolvendo a aplicação do *NeuralRinger* considerando a fusão da informação, aprendizado profundo e o tamanho da janela de reconstrução do algoritmo de anelamento.

#### 5.3.1 Fusão da Informação

Um avanço claro para a otimização do *NeuralRinger* para a atuação no sistema de filtragem *online*, em especial para a etapa rápida de elétrons, é avaliar uma estratégia

---

<sup>18</sup>Para o sistema de filtragem *online* para elétrons foram alterados grande parte dos algoritmos de reconstrução da etapa de precisão. Para a etapa rápida apenas a reconstrução da variável  $d_0$  no FastElectron foi incluída. No L1Calo, um novo conjunto de placas (*hardware*) capaz de computar algumas grandezas físicas, antes não disponíveis, foi instalado.

de fusão da informação. A estratégia de fusão baseou-se em [69], onde explorou-se o ajuste de MLP especialistas para cada uma das representações disponibilizadas pelo sistema de reconstrução da etapa rápida do *online*. Atualmente, existem três tipos de representações da informação possíveis para os padrões discriminantes na etapa rápida (FastCalo e FastElectron) de elétrons:

- **Soma em anéis concêntricos de energia:** Representação lateral e longitudinal do desenvolvimento do chuveiro de partículas através de anéis de energia (Veja a Seção 5.1 para maiores detalhes);
- **Grandezas físicas de calorimetria:** Representação do desenvolvimento do chuveiro através de grandezas não lineares ( $w_{\eta 2}$  e  $w_{stot}$ ) e razões (ou frações) de energia ( $R_{\eta}$ ,  $E_{ratio}$ ,  $f_1$  e  $f_3$ ). (Veja em 4.2.3.1 para maiores detalhes);
- **Variáveis de traço:** Representação através da associação dos possíveis candidatos a elétrons encontrados pelo sistema de traço do detector e o *cluster* eletromagnético formado no calorímetro. Neste estágio (FastElectron) são calculadas a distância entre o *cluster* e os possíveis candidatos indicados pelo sistema de traço (dados por  $\Delta_{\eta}$  e  $\Delta_{\phi}$ ) e a razão entre a energia transversa (calculada no calorímetro) e o momento transversal (calculado no detector de traço) dada por  $E_T/p_T$ . (Veja em 4.2.3.3 para maiores detalhes).

Diferente dos dois primeiros padrões, as variáveis de traço não estão disponíveis no primeiro estágio de seleção de elétrons. Portanto, a otimização da etapa rápida de calorimetria (FastCalo) levará em consideração apenas os dois primeiros padrões discriminantes. O objetivo é realizar a fusão da informação no espaço latente especialista obtido na camada escondida das MLPs após o ajuste do modelo alimentado somente pelos anéis de energia e do modelo alimentado pelas grandezas físicas. Assim, após o ajuste dos parâmetros das redes especialistas, removem-se seus neurônios de saída e conectam-se suas camadas escondidas a uma rede de fusão, composta por uma camada escondida e um único neurônio de saída. Como as representações de informação podem possuir uma forte dependência entre si, liberam-se as camadas escondidas das redes especialistas (os pesos não são congelados) para realizar um ajuste fino durante o treinamento das redes de fusão. Esse processo mostrou-se benéfico uma vez que permite ao modelo realizar uma captura de espaços latentes mais discriminantes para a fusão da informação

O ajuste dos modelos para a nova estratégia, chamada de v9, considera a construção do *ensemble* (25 regiões de espaços de fase), validação cruzada e seleção dos modelos empregada durante o ajuste de 2018 (v8) em dados de colisão de 2017 selecionados conforme 5.2.2.1. As topologias utilizadas em cada etapa do processo

podem ser vistas em detalhes em D.2.2. Contudo, em decorrência do uso de modelos neurais mais sofisticados (diferentes das MLPs dos anos anteriores) foi necessário alterar o núcleo de treinamento da ferramenta de ajuste para o *TensorFlow*<sup>19</sup> [106]. Ainda, passou-se a utilizar a entropia cruzada binária [65] (ao invés do MSE) como função custo e o *Adaptive Moment Estimation* (ADAM) [107] (ao invés do RPROP) como algoritmo de otimização. As estratégias anteriores (v6 e v8) consideravam os alvos como -1 e +1 para ruído e sinal respectivamente. Todavia, o emprego de uma função custo probabilística exigiu a alteração dos alvos de treinamento para 0 e +1 e a substituição da função de ativação da camada de saída para sigmoide (ao invés da tangente hiperbólica). As funções de ativação de todos os neurônios, exceto o neurônio de saída, foram alteradas para ativação linear retificada (ReLU) como forma de mitigar o problema de gradientes próximos de zero [108] (muito comum em modelos com muitas camadas). Um método de normalização (Veja a Tabela 5.8) foi incluído para tratar as grandezas físicas de calorimetria disponibilizadas pela primeira etapa rápida (FastCalo). O método de validação cruzada não foi alterado, contudo o número de inicializações avaliadas para cada sorteio foi reduzido para 10 (ao invés de 100) devido ao aumento do número de parâmetros de ajuste e o tempo de treinamento das redes. Por fim, o procedimento de seleção das redes de operação e correção das eficiências é aplicado conforme 5.2.2.2

Tabela 5.8: Estratégia de normalização dos padrões discriminantes baseados em calorimetria (anéis e grandezas físicas) aplicados durante o treinamento e operação dos modelos.

Normalização	
Critério	Valor
Representação em grandezas de calorimetria	
Normalização	Escala das grandezas por fatores
$R_\eta$	1.0
$E_{ratio}$	1.0
$f_1$	0.6
$f_3$	0.04
$w_{\eta,2}$	0.02
$w_{stot}$	1.0
Representação em anéis de energia	
Normalização	Escala dos anéis
anéis	Divisão pelo absoluto da soma em energia dos anéis

<sup>19</sup>Até 2019 o núcleo de treinamento da ferramenta de ajuste era o *FastNet* [18] (Veja em D.1).

### 5.3.2 Aprendizado Profundo

Uma outra forma de abordar o problema de classificação é através do emprego de técnicas ou estratégias difundidas na área de inteligência computacional, em especial, no aprendizado profundo. Nos últimos anos diversas técnicas foram revisitadas e aplicadas em inúmeros problemas em virtude dos avanços da computação nessa última década. Todavia, o conhecimento especialista sobre o problema, do qual se aplica, ainda tem um papel fundamental na modelagem (escolha do tipo de rede) da rede neural que será aplicada. No contexto do ATLAS, os calorímetros EM e HAD agem como uma gigantesca máquina fotográfica de aproximadamente 190 mil canais de leitura, onde sua menor unidade, a célula, pode ser interpretada como um pixel de uma imagem e a energia depositada nesta como sua intensidade.

Durante o levantamento da interação de partículas com o calorímetro, mostrou-se que duas informações do chuveiro de partículas são comumente utilizadas para a seleção de elétrons: as larguras lateral e longitudinal do chuveiro. Ainda, observa-se, também, que boa parte (90 a 99%) da energia do chuveiro eletromagnético fica contida dentro de um cilindro. Além disso, também se observou que esses chuveiros se alastram por uma região lateralmente mais ampla do calorímetro conforme o seu desenvolvimento longitudinal. Assim, uma descrição razoável dá-se através de um formato cônico. Nesse sentido, as células distribuídas pelas camadas do calorímetro, cada uma com sua granularidade diferenciada, agem como uma fotografia tridimensional do chuveiro desde o seu ponto de interação, na camada mais interna do calorímetro, até a sua completa absorção pelas camadas mais externas.

Nesse contexto, é natural o emprego de uma rede neural convolucional<sup>20</sup> [65], geralmente aplicada em classificação de imagens, para resolver o problema de separação de eventos no sistema de filtragem de elétrons do experimento ATLAS. Contudo, a informação das células não é disponibilizada a nível de análise<sup>21</sup> devido as restrições de espaço impostas pelo experimento, sendo permitido apenas o armazenamento de algumas informações relevantes (ou padrões discriminantes mencionados em 5.3.1) do *cluster*. Todavia, sabe-se que a soma das células do sistema de calorimetria por anéis concêntricos fornece uma compactação da informação como forma de lidar com o problema de alta dimensionalidade das células (aproximadamente 1000–1200

---

<sup>20</sup>No contexto de inteligência artificial e aprendizagem de máquina, uma rede neural convolucional (CNN do inglês *Convolutional Neural network – ConvNet*) é uma classe de rede neural artificial do tipo *feed-forward*, que vem sendo aplicada com sucesso no processamento e análise de imagens digitais.

<sup>21</sup>É comum a colaboração reprocessar amostras dedicadas aos grupos de análise contemplando apenas as informações necessárias como forma de economizar o espaço de armazenamento e o tempo de processamento das informações pelos grupos. Nesse sentido, caso um grupo necessite de uma informação adicional (como os anéis), ele deve solicitar ao grupo responsável pelo gerenciamento de dados a inclusão da nova informação e requisitar o reprocessamento dos eventos desde sua forma crua (sinais do detector) até o formato de análise final.

células por *cluster*), enquanto mantém o núcleo da informação discriminante geralmente explorada pela Física de Altas Energias (lateral e/ou longitudinal). Além disso, observa-se que os (100) anéis de energia representam, hoje, a informação mais próxima (ou completa) do desenvolvimento do chuveiro quando comparado com os outros padrões discriminantes, baseados em calorimetria, empregados pelo sistema de filtragem de elétrons do ATLAS.

Assim, para essa abordagem, chamada de estratégia *v10*, optou-se por utilizar uma rede neural convolucional unidimensional alimentada pelos anéis de energia normalizados conforme a Tabela 5.8 como forma de explorar a estrutura lateral e longitudinal formada pelos (100) anéis a partir da informação das células. Diversas estruturas foram avaliadas durante o processo de concepção do modelo neural. Todavia, é importante ressaltar que o modelo deve ser capaz de operar em um sistema *online* de filtragem respeitando as restrições de latência impostas pelo experimento. Além disso, o custo computacional (elevado número de parâmetros que precisam ser ajustados durante o treinamento) torna o processo de ajuste consideravelmente demorado sendo necessário, muitas vezes, uma infraestrutura computacional de elevado custo para processar os milhares de modelos. Assim, optou-se por construir<sup>22</sup> um modelo neural raso com duas camadas de representação seguidas de uma camada de discriminação composta por uma rede neural do tipo MLP com 16 neurônios na camada escondida e um neurônio na camada de saída (Veja D.2.3 para mais detalhes). Todos os neurônios utilizam a função de ativação linear retificada (ReLU). A exceção é o neurônio de saída que emprega uma função de ativação do tipo sigmoide para a fase de treinamento. As camadas de representação compostas por uma rede neural convolucional unidimensional foram configuradas para aplicar um tamanho de *kernel* de dois<sup>23</sup> com filtros de 4 e 8 respectivamente e função de ativação linear retificada (ReLU).

O processo de treinamento (25 regiões de espaço de fase conforme a estratégia *v8*) considera como 0 e +1 os alvos para ruído e sinal respectivamente. É utilizada como função custo a função de entropia cruzada binária e o ADAM como algoritmo de otimização. O ajuste do modelo considera a estratégia de validação cruzada e seleção dos modelos empregada durante o ajuste de 2018 (*v8*) em dados de colisão de 2017 selecionados conforme 5.2.2.1. O método de validação cruzada não foi alterado,

---

<sup>22</sup>Neste estágio de desenvolvimento, diversas topologias variando o número de camadas, neurônios, filtros e tamanhos do *kernel* foram avaliadas. Contudo, para as redes com muitos parâmetros a serem ajustados observou-se a presença de *overfitting*, em alguns espaços de fase, nas curvas de treinamento. Desta forma, optou-se por uma topologia com um número menor de parâmetros e que não apresentasse características de falha no aprendizado (observados através das curvas de treino e validação ao longo do processo de treinamento da rede).

<sup>23</sup>Sabe-se que a concentração de energia, em especial para elétrons, ocorre dentro de uma janela, centrada na célula mais quente, de tamanho 3×3 células. Em outras palavras, essa concentração de energia pode ser encontrada nos dois primeiros anéis de cada camada.



contudo o número de inicializações avaliadas para cada sorteio foi reduzido para 10 (ao invés de 100) devido o aumento do custo computacional de treinamento dos modelos. Por fim, o procedimento de seleção das redes de operação e correção das eficiências é aplicado conforme [5.2.2.2](#)

### 5.3.3 Combinação das Abordagens de Fusão da Informação e Aprendizado Profundo

A terceira abordagem, chamada de v11, é composta pela união das estratégias de fusão e aprendizado profundo. Aqui, é construído um modelo de fusão composto pelas camadas de representação (camadas de convolução) treinadas a partir dos (100) anéis de energia (v10) e a camada escondida alimentada pelas (6) grandezas de calorimetria (v9) disponíveis no FastCalo (Veja [D.2.4](#) para mais detalhes). O processo de treinamento do *ensemble* de redes neurais (25 espaços de fase) é idêntico àquele citado em [5.3.1](#). O ajuste dos modelos considerou o método de validação cruzada e seleção de modelos empregadas durante o ajuste de 2018 (v8) em dados de colisão de 2017 selecionados conforme [5.2.2.1](#). O método de validação cruzada não foi alterado, contudo o número de inicializações avaliadas para cada sorteio foi reduzido para apenas 10 (ao invés de 100) devido o aumento do custo computacional do treinamento de um único modelo. Por fim o procedimento de seleção das redes de operação (melhores redes em cada um dos espaços de fase) e a correção das eficiências em relação ao empilhamento é aplicado conforme [5.2.2.2](#).

### 5.3.4 Considerações Sobre a Estratégia de Janelamento

Durante a *Run 2*, o algoritmo *NeuralRinger* empregou uma janela de  $0,4 \times 0,4$  no plano  $\eta \times \phi$  centrada na célula mais quente, de cada camada, do *cluster* eletromagnético para construir os anéis. Originalmente, esse tamanho de janela foi escolhido baseado na literatura disponibilizada pelo ATLAS em simulações pré-*Run 1*, que estimavam que esse tamanho de janela era suficiente para conter a maior parte da deposição de energia do chuveiro. Ainda sim, nenhum estudo foi realizado para verificar se essa janela é, de fato, a melhor janela do ponto de vista de classificação. Por exemplo, a variável  $R_\eta$  é computada pela razão entre as energias contidas em uma janela  $3 \times 7$  e  $7 \times 7$  células na segunda camada eletromagnética (EM2) centrada na célula mais quente. No entanto, os anéis de energia são montados utilizando uma janela que vai muito além da cobertura aplicada pelas principais grandezas físicas de calorimetria utilizadas pela Física de Partículas.

Na Física de partículas existem diversos processos em que é possível produzir léptons em seu estado final colimados (*boosted*). Em outras palavras, a energia do par elétron-pósitron, por exemplo, é tão alta que o ângulo entre as trajetórias dos

léptons é pequeno a ponto de ambas as partículas atingirem o calorímetro em regiões próximas ou, no pior caso, sobrepostas. Ainda, especificamente para esse caso não é inesperado que, quando um lépton periférico encontrar-se dentro da janela de reconstrução do outro lépton (central), que esses sejam descartados. Ou seja, o lépton periférico irá produzir uma interferência nos anéis externos do lépton central e dependendo do quão forte é em relação ao centro de atividade do *cluster*, exibiram um perfil semelhante aos jatos.

Em 5.2.3 discute-se as ineficiências do *NeuralRinger* medidas em simulações de Monte Carlo *boosted* consistindo de elétrons fundidos originários de radions ( $gg \rightarrow \text{radion}(3 \text{ TeV}) \rightarrow VV \rightarrow eeqq$ ). Particularmente para esse caso observou-se uma drástica queda em eficiência (Veja a Figura 5.7a) entre 400–1400 GeV devido a presença de elétrons não centrais dentro da janela de extração dos anéis. Após 1,4 TeV, onde os dois elétrons ficam muito próximo um do outro ou a energia do elétron periférico fica muito pequena em relação ao central, a eficiência é recuperada. Por outro lado, a cadeia baseada em cortes rígidos (*noring*) foi capaz de manter a eficiência constante ao longo de toda a faixa de energia. Como discutido anteriormente, a presença do segundo elétron não foi capaz de interferir no cálculo das grandezas físicas de calorimetria reconstruídas na etapa rápida (*FastCalo*) devido a janela de busca (muito menor que a janela de construção dos anéis) utilizada. Para mitigar a interferência na periferia da reconstrução dos anéis, a estratégia lógica é reduzir a janela de cobertura [109]. Assim, optou-se por utilizar metade dos anéis em cada camada como forma de reduzir artificialmente<sup>24</sup> o tamanho da janela original. No entanto, é importante lembrar que ao reduzir o número de anéis (ou tamanho de janela), com objetivo de diminuir a interferência na periferia, abre-se mão de toda a informação física contida na região de interesse. A Figura 5.8 ilustra os diferentes tamanhos de janela para o caso onde o estado final de um processo físico de interesse produziu um par de objetos físicos colimados (ou próximos).

Desta forma, empregou-se as topologias discutidas anteriormente utilizando apenas metade<sup>25</sup> da informação dos anéis (100→50) com o objetivo de mitigar a interferência na periferia da janela para os casos de evento *boosted*. Em outras palavras, cada uma das estratégias discutidas até agora neste trabalho será replicada ( $v8 \rightarrow v12$ ,  $v9 \rightarrow v13$ ,  $v10 \rightarrow v14$  e  $v11 \rightarrow v15$ ) utilizando metade da informação anelada

<sup>24</sup>Para reduzir o tamanho da janela é necessário alterar a quantidade de anéis em cada camada (metade) e o tamanho da janela de cobertura no arquivo responsável pelos parâmetros de reconstrução dos anéis na etapa rápida de calorimetria (*FastCalo*). Além disso, é necessário reconstruir novamente os dados de forma a produzir os novos anéis. No entanto, não foi possível reconstruir os dados de 2017 e 2018. Assim, optou-se por usar apenas a primeira metade dos anéis em cada uma das 7 camadas do calorímetro (50 anéis ao todo) como forma de reduzir artificialmente (ou aproximadamente) o tamanho da janela de cobertura da reconstrução.

<sup>25</sup>Durante a construção deste método foram realizados diversos testes para buscar o melhor número de anéis, por camada, utilizando um modelo de aproximação sucessivas. Os estudos mostraram que a melhor combinação é a metade do número de anéis por camada.

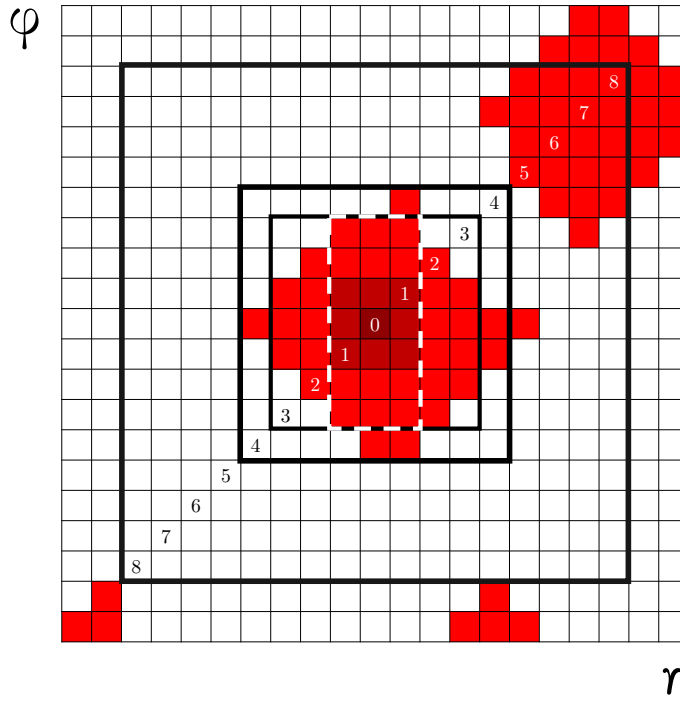


Figura 5.8: Ilustração de um objeto físico central com interferência de um segundo objeto na periferia no plano  $\eta \times \phi$  das células de um calorímetro. Os quadrados em vermelho representam as células do calorímetro com alguma energia arbitrária. As janelas (quadrados em preto ou quadrado rachurado em branco) utilizadas para o cálculo dos anéis e da variável  $R_\eta$  estão representadas para fins comparativos. De fora para dentro: Janela de reconstrução do *NeuralRinger* atual; janela do *NeuralRinger* com metade do tamanho original; janela  $7 \times 7$  empregada no cálculo do denominador da variável  $R_\eta$  e janela  $3 \times 7$  (branco tracejado) empregada no cálculo do numerador da variável  $R_\eta$ . O índice zero (ou primeiro anel) representa a célula mais quente contida no interior da janela de reconstrução. Os demais índices representam os anéis formados pelo algoritmo de anelamento do *NeuralRinger*.

como entrada.

### 5.3.5 Representação Alternativa Para os Anéis

Uma tentativa de representação dos anéis, concebida pelo autor deste trabalho, chamada de v16, considera reorganizar os anéis no sentido de uma espiral para construir uma imagem. Neste sentido, o valor de energia contido em cada anel será considerado como a intensidade de um pixel naquele ponto da imagem. A construção da imagem segue o procedimento ilustrado na Figura 5.9, onde o índice contido dentro de cada posição da matriz está relacionado com o índice do anel. O processo de construção da imagem segue a orientação indicada pelas setas até utilizar todos os (100) anéis disponibilizados pela reconstrução do FastCalo. Ao final do

processo de reorganização será formada uma imagem de tamanho  $10 \times 10$  contendo a informação dos anéis descrita em forma de espiral. Tendo definido a representação dos anéis cabe agora escolher o modelo que será empregado como classificador. Como a nova representação é capaz de construir uma imagem bidimensional, é natural, do ponto de vista de aprendizado, escolher um modelo que melhor se adequa a essa representação. Para isso optou-se por utilizar um camadas de convolução bidimensional.

No entanto é necessário escolher a topologia da rede que será utilizada como modelo. Contudo o processo de escolha dos hiperparâmetros da rede (número de camadas, número de filtros e neurônios, tamanho do *kernel*, outros) é um processo bastante custoso<sup>26</sup> computacionalmente. Assim, definiu-se, com base em diversas tentativas avaliadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho, uma rede neural com duas camadas de convolução com 4 e 8 filtros respectivamente com *kernels* de tamanho  $3 \times 3$  e função de ativação do tipo retificadora linear (ReLU) para todos os filtros. Como a estrutura dos anéis na imagem é fixa e não esta sujeita a efeitos de rotação, translação ou deslocamento não foi necessário empregar camadas de pooling na estrutura da rede. Como camada de classificação foi definido uma rede neural totalmente conectada densa com uma camada intermediaria com 16 neurônios com função de ativação do tipo ReLU e um neurônio de saída com função de ativação sigmoide (Veja em [D.2.5](#) para mais detalhes).

O processo de treinamento (25 regiões de espaço de fase) é idêntico àquele citado em [5.3.1](#). O ajuste dos modelos considerou o método de validação cruzada e seleção de modelos empregadas durante o ajuste de 2018 (v8) em dados de colisão de 2017 selecionados conforme [5.2.2.1](#). O método de validação cruzada não foi alterado, contudo o número de inicializações avaliadas para cada sorteio foi reduzido para apenas 10 (ao invés de 100) devido o aumento do custo computacional do treinamento de um único modelo. Por fim o procedimento de seleção das redes de operação (melhores redes em cada um dos espaços de fase) e a correção das eficiências em relação ao empilhamento é aplicado conforme [5.2.2.2](#).

## 5.4 Fusão da Informações entre Anéis e o Traço Carregado

Na segunda metade da *Run 2*, as restrições de processamento no HLT impostas pelo aumento da luminosidade do LHC permitiram a inclusão do *NeuralRinger* na primeira etapa rápida (FastCalo) do sistema de filtragem *online* de elétrons. A

---

<sup>26</sup>Em especial quando utiliza-se um método de busca em grade para escolha dos hiperparâmetros da rede neural.

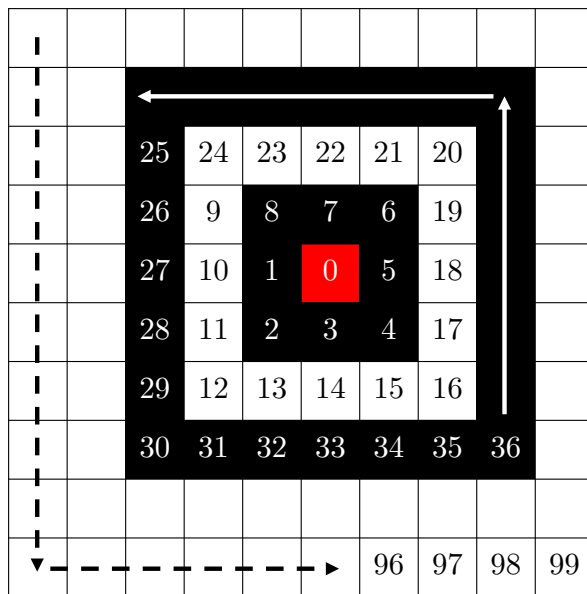


Figura 5.9: Ilustração do processo de reorganização dos anéis para a estrutura em espiral.

escolha do primeiro estágio da etapa rápida foi motivada pela própria organização hierárquica do sistema de filtragem do ATLAS, onde os níveis superiores, que dispõem de mais tempo, validam a decisão dos níveis inferiores. Além disso, a informação das células disponibilizadas pelos calorímetros possui uma resposta rápida, sendo assim, utilizados, na maioria das vezes, como uma primeira abordagem na tentativa de reduzir a alta taxa de entrada de eventos no sistema de filtragem. Desse modo, o comissionamento do *NeuralRinger* deu-se somente, naquela época, no primeiro estágio de seleção do sistema de filtragem *online* de elétrons vista que o objetivo era aliviar a pressão, em processamento, nos níveis superiores logo no primeiro estágio.

Para a *Run 3*, os avanços discutidos na Seção 5.3 permitem explorar toda a informação disponibilizada pelo sistema de reconstrução na primeira etapa rápida (FastCalo), até então não utilizada pelo *NeuralRinger*, através da fusão da informação de ambos os padrões discriminantes (anéis e grandezas físicas de calorimetria). Todavia, esse avanço está restrito somente ao primeiro estágio. No entanto, sabe-se que a seleção de eventos no último estágio da etapa rápida de elétrons (FastElectron) ainda opera através de cortes lineares pouco restritivos através de variáveis<sup>27</sup> que combinam a informação do calorímetro (*cluster*) e os possíveis candidatos a elétrons formados pelo sistema de traço. Nesse sentido, é natural que se busquem novas estratégias de forma a otimizar, agora, a etapa rápida de elétrons como um todo (incluindo o FastElectron).

<sup>27</sup>As variáveis combinadas disponibilizadas pela última etapa rápida (FastElectron) são:  $\Delta\eta$ ,  $\Delta\phi$  e  $E_T/P_T$

### 5.4.1 Decisão em Dois Estágios na Etapa Rápida

A abordagem discutida nesta seção irá propor uma atualização na cadeia ringer, agora padrão, no último estágio de seleção da etapa rápida do sistema de filtragem *online* de elétrons para assinaturas acima de 15 GeV (conforme já empregado anteriormente). Ainda, com o objetivo de mitigar os efeitos discutidos em 5.2.3 e 5.3.4, será empregado em ambos os estágios o uso de metade dos anéis de energia (50 anéis) reconstruídos no *cluster*. Nesse sentido, o primeiro estágio (FastCalo) será composto por redes do tipo MLP alimentadas pelos (50) anéis (v12). Por sua vez, o segundo estágio de seleção (FastElectron) irá atuar através de uma estratégia de fusão da informação contemplando os (50) anéis reconstruídos no FastCalo e as (3) informações combinadas entre o traço e o *cluster* calculadas no FastElectron (sendo assim considerado uma extensão do primeiro estágio). A Figura 5.10 apresenta a cadeia ringer empregada durante a *Run 2* (a) e o protótipo da cadeia ringer operando sobre os dois estágios de seleção neural na etapa rápida (b) planejada para a *Run 3*.

Diferente do primeiro estágio (FastCalo) onde é formado o *cluster* (a partir da RoI fornecida pelo *L1Calo*) e o *NeuralRinger* toma sua decisão baseado neste, a etapa rápida de traço para elétrons (FastElectron) produz pelo menos um (ou mais) candidato a elétron associado ao *cluster*, formado pelo primeiro estágio da etapa rápida, e a uma trajetória no detector de traço. Na *Run 2*, a construção das possíveis trajetórias de um evento de interesse é calculada, paralelamente, através de reconhecimento de padrão pelo FTK<sup>28</sup> (*Fast Tracker*). Em seguida, esses candidatos (trajetórias) passam por uma pre-seleção, através da reconstrução rápida de traço, no HLT, para formar os possíveis candidatos a elétrons (associados a uma trajetória e ao *cluster*). Por fim, esses objetos são decorados com algumas informações relevantes como: a distância entre o *cluster* e o objeto traço associado ( $\Delta\eta$  e  $\Delta\phi$ ), momento transversal (calculado pela trajetória formada pelo FTK) e a razão entre a energia transversal do *cluster* (calculada no primeiro estágio) e o momento transversal ( $E_T/P_T$ ). Atualmente, o algoritmo de seleção por cortes lineares empregado (Veja em 4.2.3.3 para mais detalhes) verifica, para cada um dos candidatos formados, se pelo menos um objeto (elétron) é aprovado em todos os cortes. Se pelo menos um candidato for aprovado, o teste de hipótese é concluído e a RoI analisada é aprovada e enviada para a etapa precisa de elétrons. Para a estratégia de seleção via

---

<sup>28</sup>O *Fast Tracker* (FTK) foi projetado para fornecer um rastreamento completo para o HLT do ATLAS usando o reconhecimento de padrão baseado em chips de memória associativa (AM), em *hardware*, de alta velocidade. As trajetórias encontradas pelo FTK são baseadas nas entradas de todos os módulos do detector de traço (pixel e silício). Por fim, o software do FTK, instalado no HLT, permite recuperar essa informação e construir as possíveis trajetórias do evento e fornecê-las para os algoritmos de reconstrução da etapa rápida e ou precisa de traço do sistema de filtragem *online* para elétrons.

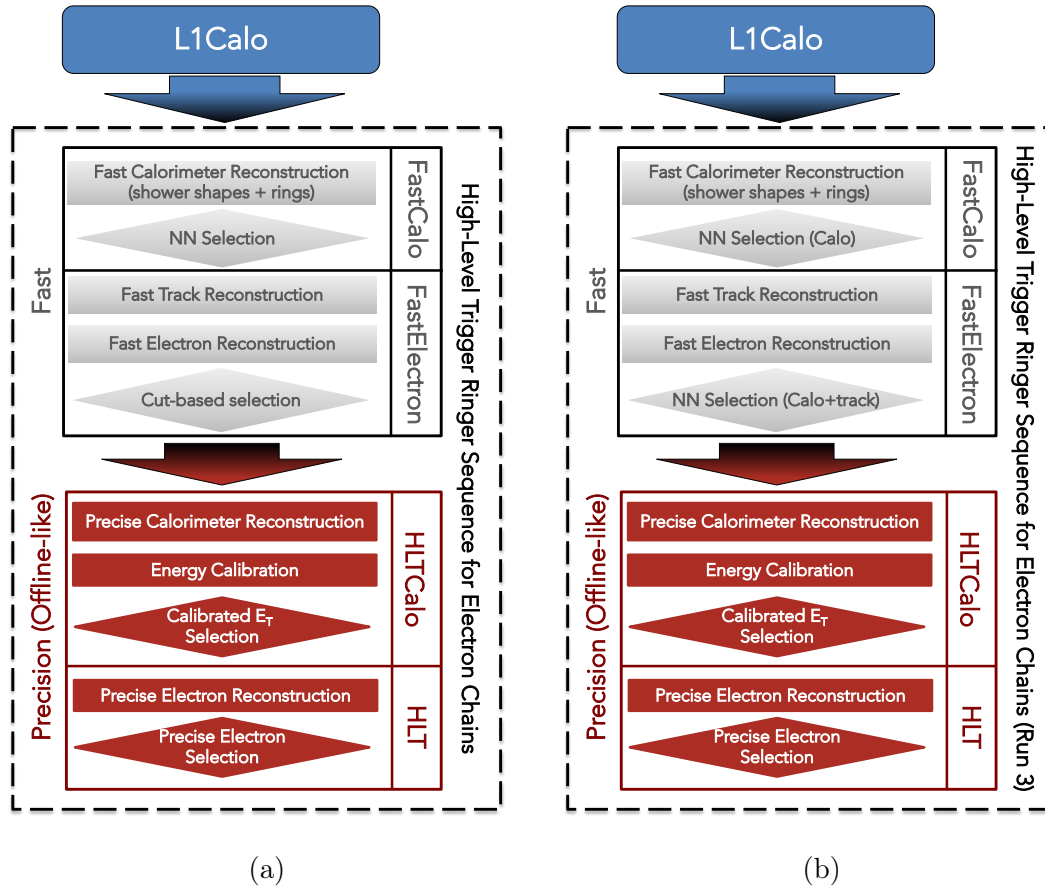


Figura 5.10: Comparação entre os diagramas de fluxo de processamento para a cadeia 'ringer utilizada durante a *Run 2* e a cadeia ringer proposta para a *Run 3*. Em (a) observa-se a lógica de seleção empregada após o comissionamento do *NeuralRinger* em 2017. Em (b) apresenta-se uma proposta de alteração da lógica de seleção da etapa rápida da cadeia ringer para a *Run 3* empregando uma seleção neural de dois estágios (FastCalo e FastElectron). A proposta de cadeia ringer para a *Run 3* irá se beneficiar dos padrões discriminantes disponibilizados pelas etapas rápidas (grandezas físicas e variáveis de traço combinadas), não utilizadas até então, para tomar a decisão através de um *ensemble* de modelos de fusão empregados nas duas etapas de seleção do sistema de filtragem rápida de elétrons para as assinaturas acima de 15 GeV.

*NeuralRinger*, optou-se por utilizar o candidato a elétrons (e sua trajetória) mais próximo do *cluster* para tomar a decisão, evitando assim que a saída da rede neural seja calculada diversas vezes ao longo do teste de hipótese.

No primeiro estágio de seleção optou-se por utilizar uma rede do tipo MLP alimentada, somente, pela metade da informação dos anéis reconstruídos no FastCalo (v12). Por outro lado, o segundo estágio de seleção (FastElectron) irá explorar a fusão da informação entre o calorímetro (os 50 anéis) e o detector de traço (3 variáveis) através de redes especialistas fundidas por uma segunda rede, todas do tipo MLP, para tomar a decisão no final da etapa rápida. Diferente do primeiro estágio em calorimetria que possui quatro pontos de operação, o atual segundo estágio

governado pelo algoritmo de cortes sequenciais possui apenas um único ponto de operação não restritivo (semelhante ao *vloose* para esse estágio). Com a proximidade do início da *Run 2* e por se tratar de uma primeira tentativa de extensão do *NeuralRinger* para este estágio, optou-se por ajustar todas as redes treinadas no atual ponto de operação do FastElectron. Em outras palavras, o segundo estágio de seleção do *NeuralRinger* irá operar com apenas um ponto de operação não restritivo (não ótimo).

O processo de treinamento do *ensemble*, chamado de estratégia *v2\_el*<sup>29</sup>, de redes neurais (25 espaços de fase) para o FastElectron é idêntico àquele citado em 5.3.1. O ajuste dos modelos considerou o método de validação cruzada e seleção de modelos empregadas durante o ajuste de 2018 em dados de colisão de 2017 selecionados conforme 5.2.2.1. Ainda, como os dados selecionados devem conter a informação de traço para o treinamento da rede, exigiu-se, também, que os candidatos (sinal ou ruído físico) apresentassem pelo menos um objeto traço no FastElectron associado ao *cluster* reconstruído no FastCalo. O método de validação cruzada não foi alterado, contudo, o número de inicializações avaliadas para cada sorteio (10) foi reduzido para apenas 10 (ao invés de 100) devido o aumento do custo computacional do treinamento de um único modelo. Para ajustar os pontos de operação das redes ( $P_D$ ) utilizou-se os valores medidos pelo algoritmo de cortes sequenciais (três cortes apenas) utilizado pela cadeia de elétrons no FastElectron. O procedimento de seleção das redes de operação (melhores redes em cada um dos espaços de fase) e a correção das eficiências (apenas um ponto de operação neste estágio) em relação ao empilhamento é aplicado conforme 5.2.2.2. Por fim, a composição final da cadeia de seleção será formada pelas estratégias *v12* no primeiro estágio de seleção (FastCalo) e pela *v2\_el* no estágio final da etapa rápida (FastElectron). Assim, para fins de análise posterior, optou-se por chamar essa combinação única de versões do *NeuralRinger* no sistema de filtragem *online* de elétrons de estratégia *v17*.

---

<sup>29</sup>O sufixo '*\_el*' indica que esta estratégia é dedicada somente para o último estágio de seleção da etapa rápida (FastElectron).



# Capítulo 6

## Resultados

Apresentam-se neste capítulo os resultados das diferentes propostas de operação para a *Run 3* a partir das informações disponibilizadas pela etapa rápida de elétrons para o sistema de filtragem *online* do ATLAS. A Seção 6.1 apresentará as comparações e melhorias realizadas na estratégia de classificação considerando o tamanho da janela em eventos (*boosted*) onde um objeto físico é capaz de gerar atividade próxima à janela de reconstrução do objeto central a ser detectado. A Seção 6.2 discutirá os resultados referentes a extensão do *NeuralRinger* para o segundo estágio de seleção da etapa rápida (FastElectron). Na Seção 6.3 serão abordadas as diferentes estratégias de classificação para o FastCalo utilizando aprendizado profundo e ou fusão da informação com o objetivo de aperfeiçoar o primeiro estágio de seleção de elétrons em relação ao sistema atual. Por fim a Seção 6.4 apresentará as previsões de consumo de tempo de inferência das novas arquiteturas neurais no ambiente de filtragem *online* da *Run 3*.

O leitor atento deve ter percebido que a ordem com o qual esse capítulo se apresenta é diferente da ordenação do capítulo anterior. No Capítulo 5, foram discutidas diversas estratégias que, ao longo do desenvolvimento desse trabalho, culminaram em diversas versões de *ensembles* de redes neurais. Dessa forma, o capítulo anterior segue exatamente a mesma ordem do desenvolvimento dos modelos, que podem ser facilmente identificados através dos rótulos (ou *versions*) de cada estratégia. No entanto, o capítulo atual irá discutir os resultados em uma ordem diferente da qual foi apresentado no capítulo anterior.

Com a proximidade do início da *Run 3*, a busca por estratégias capazes de mitigar as ineficiências observadas em 5.2.3 culminaram na proposta discutida em 5.3.4. Inicialmente, essa proposta produziu uma estratégia baseada em um *ensemble* de redes neurais multicamada (MLP) alimentadas pela metade da informação dos anéis, em cada camada, com o objetivo de reduzir artificialmente o tamanho da janela e mitigar a interferência dos objetos físicos periféricos na tomada de decisão do classificador. Dessa forma este capítulo se inicia com os resultados referentes a estratégia

v12 em comparação a atual referência de *trigger* (v8). A escolha dessa estratégia se deve a uma premissa básica para uma operação segura em sistemas de filtragem *online*: conhecimento sobre a técnica e estabilidade do modelo. Assim, como no comissionamento durante a *Run 2* onde escolheu-se um modelo multicamada, para tomar a decisão em um experimento de bilhões de euros, devido aos mais de 20 anos de trabalhos agregados ao tema, para o início da *Run 3* optou-se por começar com a estratégia mais próxima da arquitetura de rede atual (em operação desde 2017 e estudadas desde a década de 90).

Em seguida, serão apresentados os resultados (v17) da extensão do *NeuralRinger* para o segundo estágio de seleção (FastElectron). Em termos de planejamento para uma possível segunda atualização na estrutura da cadeia de *trigger*, faz todo sentido incluir esses resultados após apresentar a proposta de atualização do FastCalo com os modelos capazes de resolver as limitações do *NeuralRinger* em dados *boosted*. Assim, os resultados apresentados farão parte de uma segunda proposta de comissionamento, atualmente em planejamento, no ATLAS. Em seguida, apresentam-se todos os resultados em termos de modelagem discutidos no do capítulo anterior (Veja em 5.3). Aqui, o objetivo será guiar as novas propostas para o *NeuralRinger* através da exploração de novos espaços de entrada e (ou) arquiteturas de rede mais sofisticadas que futuramente poderão culminar em outras propostas de comissionamento para o sistema de filtragem *online* do ATLAS. Por fim, avalia-se o tempo de tomada de decisão das novas arquiteturas, no FastCalo, no ambiente de *trigger* da *Run 3*.

## 6.1 Início das Operações: Comissionamento

Com o sucesso de operação do *NeuralRinger* durante a *Run 2* é esperado que as assinaturas de elétrons continuem operando através do *ensemble* de redes neurais alimentadas pelos anéis concêntricos de energia para a *Run 3*. Durante o período de quatro anos após o término da *Run 2* diversos sistemas (*hardware* e *software*) sofreram atualizações consideráveis. Para o *NeuralRinger* é previsto que as limitações observadas em 5.2.3 sejam mitigadas pelas novas atualizações ainda no início da *Run 3*. Nesta seção serão apresentados os resultados de atuação do *NeuralRinger online* nas cadeias destinadas a filtragem de elétron com  $E_T > 15$  GeV operando com um *ensemble* de redes neurais do tipo MLP alimentadas pela metade dos anéis em cada uma das camadas dos calorímetros (50 anéis ao todo). Essa abordagem (Veja em 5.3.4) reduz artificialmente o tamanho da janela de cobertura das células, com o objetivo de remover os anéis mais externos, geralmente afetados pela intensa atividade energética produzida pelos objetos físicos (como elétrons), localizados na periferia da janela de reconstrução.

### 6.1.1 Treinamento em Dados Reais

Apresenta-se a seguir os resultados referentes aos ajustes dos modelos, em dados de colisão de 2017, para os dois extremos de operação em detecção (*tight* e *vloose*). Os valores de referência ( $P_D$ ) utilizados para ajustar o ponto de operação das redes foram calculados a partir da resposta do algoritmo de cortes lineares (T2Calo) que opera na etapa rápida de elétrons (FastCalo) para o respectivo espaço de fase. A construção do *ensemble* de redes neurais inicia-se após a fase de ajuste de todos os modelos para uma topologia fixa<sup>1</sup>, sorteios (10), inicializações (10) e espaços de fase (25) segundo o método de validação cruzada discutido em 5.3.1. Em um determinado espaço de fase apenas as melhores inicializações (redes com maior índice SP no conjunto de validação em um determinado sorteio) foram avaliadas. A Tabela 6.1 apresenta os valores obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação após ajustar todas as redes treinadas (10 redes para cada espaço de fase) no ponto de operação ( $P_D$ ) do critério mais restritivo (*tight*) do algoritmo de referência<sup>2</sup>. Ao avaliar esses resultados fica claro que para a grande maioria dos casos a nova estratégia (v12) obteve valores de rejeição próximos (dentro da barra de erro) da estratégia v8 (padrão) mesmo utilizando metade da informação. Por outro lado, a Tabela 6.2 apresenta os valores de validação cruzada no conjunto de validação após ajustar as redes treinadas no ponto de operação menos restritivo (*vloose*). Para este ponto de operação observa-se que as novas redes (v12) obtiveram valores de falso alarme próximos da estratégia v8 (padrão).

Por fim, as Tabelas 6.3 e 6.4 apresentam, em valores acumulados, os ganhos em rejeição para os dois extremos de operação. Para a estratégia v12 é possível observar que o falso alarme é menor (valor central) em relação a estratégia v8. Contudo, ao verificar as barras de erro é possível concluir que ambas possuem aproximadamente o mesmo falso alarme, caracterizando um empate entre ambas as estratégias.

---

<sup>1</sup>Diversas topologias de redes neurais foram avaliadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho. Considerando os resultados obtidos durante a *Run 2* com uma rede neural multicamada (MLP) com 5 neurônios (tangente hiperbólica) e um neurônio na camada de saída (tangente hiperbólica) na fase de treinamento, optou-se por utilizar a mesma estrutura. Contudo, para adequar-se a nova função de otimização, as funções de ativação de todos os neurônios na camada escondida foram alteradas para ativação linear retificada (ReLU) e a função do neurônio de saída para a função sigmoide.

<sup>2</sup>Embora a estratégia v8 seja, atualmente, o algoritmo padrão utilizando no *trigger* de elétrons acima de 15 GeV, optou-se por utilizar os valores de  $P_D$  provenientes do T2Calo por simplicidade, uma vez que o próprio v8 foi ajustado por ele.

Tabela 6.1: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação de maior pureza (*tight*), para as versões v8 e v12. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	kinematic region												
		15 < $E_T$ [GeV] < 20		20 < $E_T$ [GeV] < 30		30 < $E_T$ [GeV] < 40		40 < $E_T$ [GeV] < 50		$E_T$ [GeV] > 50				
		$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	
0.00 < $\eta$ < 0.80	Reference	97.78	92.60	12.43	98.68	99.94	7.24	99.57	96.17	7.18	99.63	89.41	20.26	
	Cross Val.	97.78±0.00	97.60±0.08	2.58±0.15	98.68±0.00	98.51±0.06	1.66±0.13	99.18±0.00	99.12±0.04	0.94±0.08	99.57±0.01	99.39±0.03	99.57±0.03	0.49±0.07
	v12	97.78±0.01	97.56±0.05	2.65±0.10	98.68±0.00	98.51±0.05	1.67±0.10	99.18±0.00	99.09±0.04	1.00±0.08	99.57±0.01	99.35±0.03	99.60±0.01	0.42±0.02
0.80 < $\eta$ < 1.37	Reference	97.80	87.50	22.23	98.89	91.29	16.01	99.43	92.82	13.79	99.67	86.27	26.17	
	Cross Val.	97.80±0.01	96.72±0.10	4.36±0.21	98.89±0.00	97.86±0.06	3.17±0.12	99.43±0.00	98.68±0.05	2.08±0.11	99.68±0.00	99.67±0.00	99.24±0.05	1.19±0.10
	v12	97.80±0.01	96.62±0.09	4.55±0.17	98.89±0.00	97.79±0.07	3.30±0.13	99.43±0.00	98.62±0.08	2.19±0.15	99.67±0.00	99.67±0.00	99.26±0.03	1.15±0.05
1.37 < $\eta$ < 1.54	Reference	96.60	78.52	37.67	94.61	84.59	24.86	96.83	89.64	17.68	98.32	49.49	81.97	
	Cross Val.	96.59±0.01	93.68±0.40	9.19±0.80	94.59±0.02	95.56±0.19	3.46±0.36	96.82±0.04	97.24±0.20	2.33±0.41	97.30±0.07	98.32±0.00	98.54±0.03	1.25±0.06
	v12	96.61±0.01	93.65±0.74	9.26±1.44	94.59±0.05	95.61±0.19	3.35±0.39	96.82±0.04	97.28±0.17	2.25±0.34	97.28±0.04	98.32±0.01	98.76±0.03	0.80±0.06
1.54 < $\eta$ < 2.37	Reference	97.41	89.02	19.00	98.24	92.01	14.02	98.97	93.40	12.01	99.22	81.85	33.93	
	Cross Val.	97.41±0.01	96.47±0.18	4.48±0.35	98.24±0.00	97.51±0.18	3.21±0.36	98.98±0.01	98.33±0.11	2.31±0.23	99.21±0.01	98.69±0.09	98.83±0.07	1.66±0.14
	v12	97.41±0.00	96.62±0.07	4.17±0.14	98.24±0.00	97.59±0.03	3.06±0.07	98.97±0.00	98.38±0.06	2.20±0.13	99.21±0.01	98.74±0.07	98.80±0.05	1.71±0.10
2.37 < $\eta$ < 2.50	Reference	93.51	71.19	48.06	95.74	74.48	44.10	96.70	77.12	40.24	96.02	52.49	77.49	
	Cross Val.	93.52±0.11	94.41±0.21	4.70±0.41	95.76±0.05	96.06±0.16	3.63±0.31	96.71±0.20	97.22±0.14	2.27±0.25	96.01±0.04	97.60±0.07	0.80±0.12	
	v12	93.51±0.11	94.12±0.24	5.27±0.48	95.76±0.03	95.94±0.17	3.88±0.34	96.65±0.09	97.09±0.10	2.47±0.20	97.13±0.13	97.60±0.12	0.81±0.12	

Tabela 6.2: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo (*loose*), para as versões v8 e v12. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*loose*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	kinematic region											
		15 < $E_T$ [GeV] < 20		20 < $E_T$ [GeV] < 30		30 < $E_T$ [GeV] < 40		40 < $E_T$ [GeV] < 50		$E_T$ [GeV] > 50			
		$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]
0.00 < $\eta$ < 0.80	Reference	98.86	90.52	17.45	99.50	83.61	30.88	99.83	81.87	34.30	99.94	38.56	92.36
	Cross Val.	98.86±0.00	97.54±0.11	3.77±0.23	99.50±0.00	98.39±0.06	2.72±0.13	99.83±0.00	98.91±0.05	2.01±0.10	99.94±0.00	99.24±0.15	1.48±0.31
	v12	98.86±0.00	97.55±0.10	3.76±0.19	99.50±0.00	98.42±0.06	2.65±0.11	99.83±0.00	98.99±0.05	2.01±0.09	99.94±0.00	99.98±0.00	99.42±0.04
0.80 < $\eta$ < 1.37	Reference	98.80	84.09	29.43	99.63	74.51	46.93	99.91	70.93	53.03	99.97	36.74	93.56
	Cross Val.	98.80±0.00	96.48±0.12	5.81±0.24	99.63±0.00	97.29±0.10	5.01±0.20	99.91±0.00	97.85±0.12	4.18±0.23	99.97±0.00	98.97±0.10	1.98±0.19
	v12	98.80±0.00	96.32±0.16	6.13±0.31	99.63±0.00	97.24±0.13	5.12±0.25	99.91±0.00	97.80±0.13	4.29±0.26	99.97±0.00	99.98±0.00	99.06±0.05
1.37 < $\eta$ < 1.54	Reference	98.23	69.22	54.65	96.78	79.75	35.63	97.89	84.42	28.13	97.89	42.93	88.62
	Cross Val.	98.23±0.01	91.83±0.92	14.34±1.78	96.79±0.02	96.02±0.22	4.75±0.42	97.97±0.02	97.45±0.23	3.07±0.45	97.90±0.07	98.59±0.04	1.46±0.07
	v12	98.23±0.01	91.93±1.07	14.15±2.08	96.79±0.03	96.15±0.28	4.46±0.55	97.97±0.02	97.56±0.18	2.84±0.24	97.88±0.06	98.86±0.04	0.91±0.08
1.54 < $\eta$ < 2.37	Reference	98.26	83.46	30.14	99.58	81.02	35.62	99.92	80.42	36.96	99.97	41.60	90.08
	Cross Val.	98.26±0.00	96.50±0.23	5.25±0.45	99.58±0.00	97.17±0.26	5.20±0.34	99.92±0.00	97.47±0.17	4.95±0.34	99.97±0.00	99.68±0.22	5.69±0.97
	v12	98.26±0.00	96.71±0.20	4.82±0.19	99.58±0.00	97.26±0.05	5.02±0.09	99.92±0.00	97.61±0.09	4.66±0.30	99.97±0.00	99.98±0.00	97.32±0.30
2.37 < $\eta$ < 2.50	Reference	93.95	59.24	67.31	95.79	69.32	52.82	96.72	73.78	46.03	97.13	50.46	79.95
	Cross Val.	94.01±0.10	94.55±0.19	4.91±0.40	95.79±0.05	96.07±0.16	3.64±0.31	96.72±0.20	97.22±0.14	2.27±0.20	97.12±0.25	96.01±0.04	0.80±0.12
	v12	94.00±0.10	94.23±0.25	5.53±0.48	95.78±0.03	95.95±0.16	3.89±0.33	96.65±0.09	97.09±0.10	2.47±0.20	97.13±0.13	97.76±0.12	0.81±0.12

No entanto é importante ressaltar que a estratégia v12 obteve aproximadamente o mesmo resultado usando apenas metade da informação (50 anéis) disponível. Após o ajuste dos modelos e a escolha da rede de operação, para cada espaço de fase, os patamares de corte de foram ajustados conforme 5.2.2.2 em dados reais de 2017.

Tabela 6.3: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo), para as versões v8 e v12. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*tight*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.06	25.62
v8 (Cross Val.)	99.06±0.00	1.33±0.03
v12 (Cross Val.)	99.05±0.00	1.28±0.02

Tabela 6.4: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério menos restritivo (*vloose*) da referência (T2Calo), para as versões v8 e v12. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*vloose*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.67	78.68
v8 (Cross Val.)	99.67±0.00	2.74±0.12
v12 (Cross Val.)	99.67±0.00	2.49±0.09

## 6.1.2 Emulação das Cadeias

Para avaliar as estratégias discutidas anteriormente no sistema de filtragem *online*, utilizou-se uma ferramenta de emulação das cadeias de elétrons, criada pelo autor deste trabalho, como forma de estimar as curvas de eficiência para uma determinada sequência de *trigger* especificada. Embora essa estratégia não seja gerada através do *framework* de reconstrução oficial do ATLAS, o *Athena*, sua resposta traz uma boa aproximação dos resultados. Sendo, inclusive, extensivamente usada pela colaboração para avaliar as respostas aos diversos casos de teste de forma rápida<sup>3</sup>. Em contrapartida à essa abordagem, pode-se recorrer ao reprocessamento oficial

<sup>3</sup>Em todos os dados de 2017, uma emulação de uma cadeia demora entorno de 5 minutos para ser computada. Em contrapartida, o método oficial necessita reconstruir os dados a partir da informação bruta para regerar as decisões do sistema de filtragem *online*, podendo levar, em alguns casos, semanas para serem computadas.

dos dados brutos para refazer todas as etapas de reconstrução do *offline* e a decisão do sistema de filtragem *online*. No entanto esse procedimento é extremamente custoso computacionalmente levando um longo período de tempo para processar apenas uma *run*. Assim, para os estudos apresentados a seguir, apenas o primeiro será considerado.

A Figura 6.1 apresenta a eficiência das cadeias `e28_lhtight_nod0_ivarloose` medidas em elétrons ou pósitrons (*probes*) do decaimento do bóson  $Z$  usando o método T&P baseado em dados de colisão. A eficiência foi computada para os gatilhos de elétrons que requerem o ponto de operação mais restritivo e energia transversa acima de 28 GeV. Em (a) observa-se que a estratégia `v12` (azul) obteve aproximadamente a mesma eficiência em detecção de elétrons em relação a cadeia `ringer` de referência (preto) na saída do HLT para as curvas de eficiência em função da energia transversa. Em (b) o mesmo comportamento em função de  $\eta$  é observado.

Avaliou-se, também, as curvas de rejeição de falsos candidatos para cada uma das estratégias avaliadas. Para selecionar os falsos candidatos aplicou-se a lógica inversa do método T&P (onde o objeto elétron *offline* não pode pertencer a nenhum par de elétrons do decaimento de  $Z$ ). Adicionalmente exigiu-se que os candidatos fossem reprovados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). A Figura 6.2 apresenta as curvas de rejeição em falsos candidatos na etapa rápida de calorimetria (FastCalo). Observa-se que o *ensemble* de redes neurais alimentado pela metade da informação dos anéis (cinza) é capaz de produzir aproximadamente o mesmo comportamento em rejeição quando comparado com a estratégia atual (vermelha) utilizada no sistema de filtragem *online*.

Por fim, a Tabela 6.5 apresenta os valores percentuais em eficiência de sinal e falso alarme nas saídas do FastCalo e HLT, para cada uma das assinaturas primárias emuladas, para os dois últimos anos de tomada de dados da *Run 2* (2017—2018). É importante mencionar que os *ensembles* avaliados foram treinados a partir de dados de 2017 e que o ano de 2018 funcionará como um conjunto de teste (dados não vistos). Ainda, diferente do processo de validação cruzada cuja barra de erro (desvio padrão) é facilmente calculado a partir da flutuação dos valores de operação ( $P_D$  e  $F_A$ ) da rede em cada um dos  $k$  *folds*, aqui esse cálculo deve considerar as flutuações dos algoritmos de seleção (*online* e *offline*), tornando, por tanto a estimativa complexa e sujeita a diversos fatores não controláveis em termos de emulação de cadeia de *trigger*. Assim, optou-se por não calcular as barras de erro para o conjunto de 2017 (dados que participaram do conjunto de treino e validação durante o ajuste dos modelos).

Considerando 2017, observa-se que os valores de eficiência em sinal ( $Z \rightarrow ee$ ) e rejeição de falsos candidatos são aproximadamente iguais para ambas as estratégias (diferenças de  $\approx 0,1\%$  em falso alarme). Em relação a 2018, é possível observar um

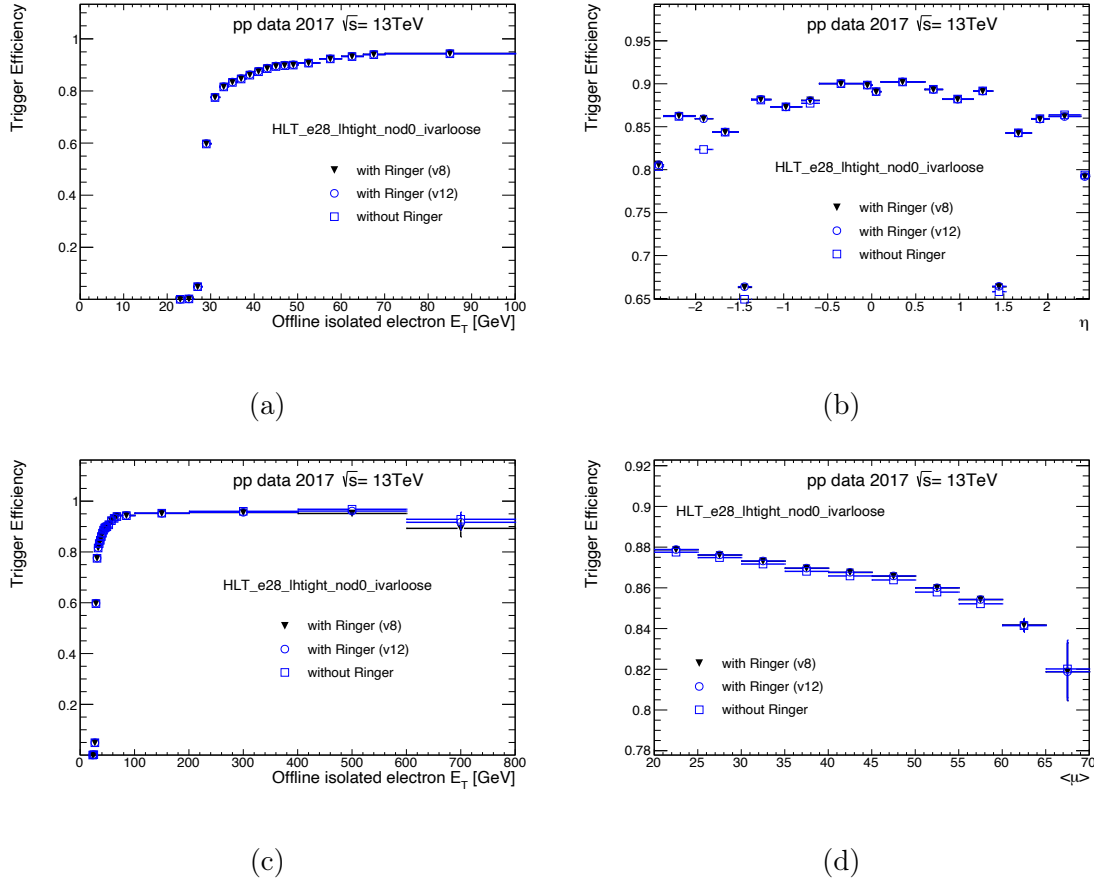


Figura 6.1: Eficiência emulada das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de de colisão de 2017 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b), energia transversa em alta energia (c) e o estimador de empilhamento  $\langle \mu \rangle$  (d). A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*). Os triângulos em preto representam o acionador de elétrons operando com um conjunto de redes neurais (v8) alimentadas pela descrição de energia completa (100 anéis) em forma de anel. Os círculos em azul representam o conjunto de redes neurais alimentadas por metade (50 anéis) da informação anelada (v12) em cada camada.

aumento em eficiência (entorno de 0,5%) em relação ao ano anterior. Essa diferença na saída do HLT esta relacionada as melhorias realizadas na LH durante o início das operações em 2018 e, também, a própria barra de erro do algoritmo de seleção do HLT que, na época, foi ajustado com dados anteriores à 2018. Em relação a eficiência de sinal na saída do FastCalo é possível observar que ambos os períodos apresentam aproximadamente o mesmo valor de eficiência (diferenças de  $\approx 0,02\%$  no pior caso). Contudo, ao verificar a rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo observou-se um aumento de  $\approx 0,5\%$  em relação a 2017. No entanto, deve-se considerar que essas diferenças podem estar cobertas pela barra de erro do conjunto de dados do

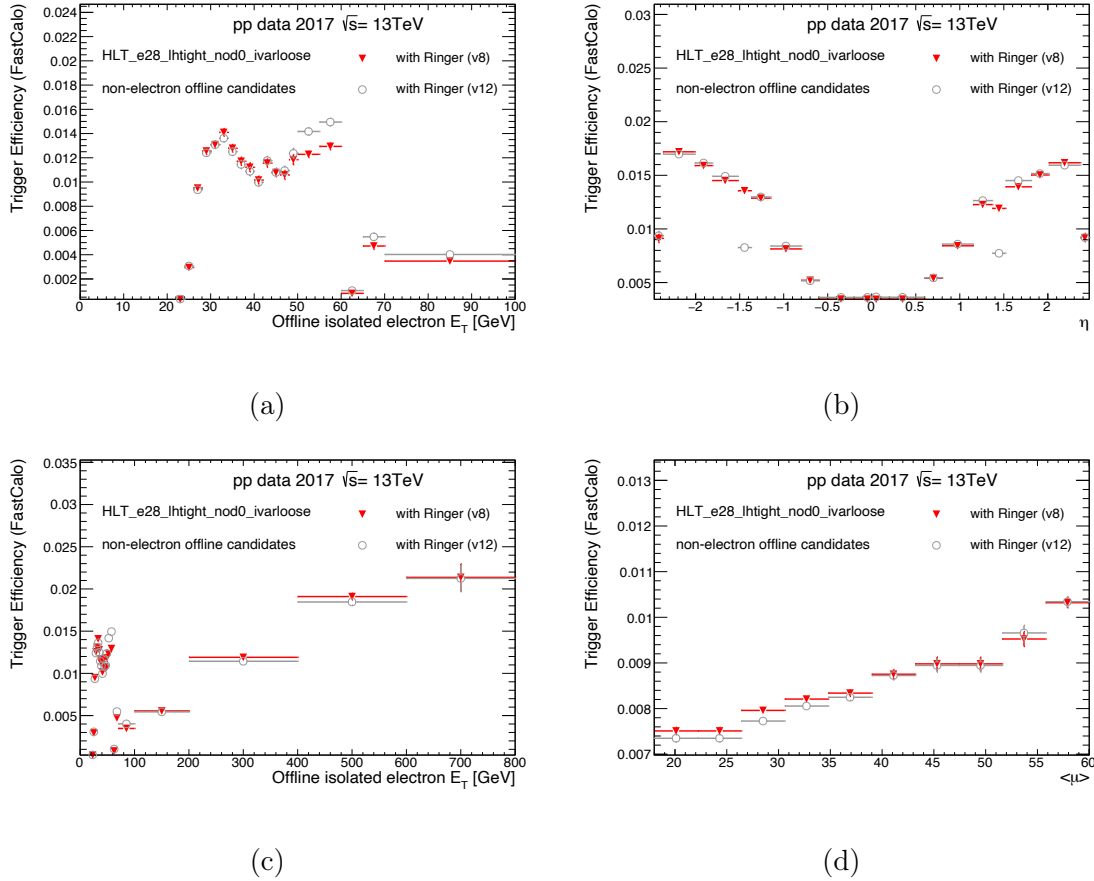


Figura 6.2: Curvas de rejeição emuladas para falsos candidatos na saída do FastCalo medidas em dados de colisão de 2017 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b), energia transversa em alta energia (c) e o estimador de empilhamento  $\langle \mu \rangle$  (d). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhtight*). Os triângulos em vermelho representam o acionar de elétrons operando com um conjunto de redes neurais (v8) alimentados pela descrição de energia completa (100 anéis) em forma de anel. Os círculos em cinza representam o conjunto de redes neurais alimentadas por metade (50 anéis) da informação anelada (v12) em cada camada.

ano anterior (2017).

Tomando como exemplo a cadeia mais restritiva (e28\_lhtight\_nod0\_ivarlose), verificou-se que os valores da validação cruzada (Veja Tabela 6.3) para o modelo v8 na operação *tight* apresenta uma variação de falso alarme de  $1,28 \pm 0,02\%$  (para um  $P_D$  de  $99,05 \pm 0,00\%$ ) ajustado a partir da curva ROC. Por outro lado, é possível observar que a saída do FastCalo a partir da emulação da cadeia possui um valor de  $P_D$  de  $94,22\%$  que inclui as ineficiências de todas as decisões realizadas pela cadeia de *trigger* até este estágio, a seleção *offline*, o método T&P e a correção de empilhamento realizada após a seleção dos melhores modelos de operação. Dessa forma,



Tabela 6.5: Valor percentual (HLT e FastCalo) em eficiência de sinal e falso alarme nos dois últimos anos da *Run-2* para cada uma das assinaturas primárias operando com as estratégias v8 (atual) e v12. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* específica da assinatura analisada. A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). A estratégia v8 representa o acionador de elétrons operando com um conjunto de redes neurais alimentadas pela descrição de energia completa (100 anéis) em forma de anel. Por sua vez, a estratégia v12 representa o conjunto de redes neurais alimentada pela metade da informação anelada em cada camada (50 anéis)

Assinaturas		Ruído		$Z \rightarrow ee$		
		FastCalo [%]	HLT [%]	FastCalo [%]	HLT [%]	
e17_lhvloose_nod0_L1EM15VHI	2017	v8	2,24	0,17	94,66	92,34
		v12	2,14	0,16	94,65	92,34
	2018	v8	2,71	0,69	94,64	92,52
		v12	2,61	0,68	94,63	92,52
e28_lhtight_nod0_ivarloose	2017	v8	0,84	0,01	94,22	87,01
		v12	0,82	0,01	94,22	87,01
	2018	v8	1,20	0,05	94,19	87,58
		v12	1,18	0,05	94,20	87,60
e60_lhmedium_nod0_L1EM24VHI	2017	v8	0,83	0,00	97,36	91,90
		v12	0,81	0,00	97,35	91,90
	2018	v8	1,19	0,06	97,35	92,19
		v12	1,16	0,06	97,37	92,21
e140_lhloose_nod0	2017	v8	2,06	0,05	98,16	95,14
		v12	1,92	0,05	98,15	95,15
	2018	v8	2,62	0,36	98,23	95,49
		v12	2,48	0,36	98,21	95,47

a diminuição na probabilidade detecção leva a redução no falso alarme do FastCalo (0,84%). Ainda, nessa faixa da curva ROC, estima-se que ponto de operação se encontra próximo ao joelho (região não linear da curva de operação). Em outras palavras, pequenas variações de  $P_D$  podem produzir grandes variações em  $F_A$  e, conseqüentemente, uma maior barra de erro. Logo, ao considerar todas as situações mencionadas, é possível estimar que os valores encontrados em 2018 encontram-se dentro da barra de erro prevista para 2017.

### 6.1.2.1 Operação em Dados *Boosted*

Até aqui avaliou-se a nova estratégia em dados de colisão onde o sinal foi selecionado a partir de elétrons (ou pósitrons) isolados provenientes do método T&P para  $Z \rightarrow ee$ . No entanto, é necessário avaliar se a redução da janela de reconstrução dos anéis produz algum impacto positivo na detecção de elétrons não isolados,

principalmente nos casos em que o produto final do processo físico produz pares de léptons colimados (*boosted*). A fim de avaliar o efeito *boosted* na detecção de elétrons, utilizou-se dados de simulação de Monte Carlo consistindo de elétrons fundidos originários de radions ( $gg \rightarrow \text{radion}(3 \text{ TeV}) \rightarrow VV \rightarrow eeqq$ ). Para os elétrons selecionados mediu-se a eficiência em detecção das cadeias em função da distância ( $\Delta R$ ) entre o elétron central avaliado pelo *trigger* e o segundo elétron periférico para as cadeias *noringer* e *ringer* (v8 e v12).

Para a assinatura mais restritiva `e28_lhtight_nod0_(noringer)_ivarloose` (Figura 6.3a) observou-se que a cadeia *noringer* é capaz de manter a eficiência em detecção de elétrons a um patamar acima de 80% enquanto a cadeia *ringer* v8 (atual) apresenta uma queda de eficiência à medida que o elétron periférico se aproxima do elétron central medido. Especificamente para esse caso, a eficiência cai para 40% quando o elétron periférico já se encontra dentro da janela de reconstrução do *NeuralRinger*. Por fim, para a nova estratégia (v12), utilizando metade dos anéis, observou-se que a cadeia foi capaz de manter a eficiência próxima da cadeia *noringer* (acima de 80%), apresentando, por tanto, um melhor<sup>4</sup> comportamento que o atual sistema (v8). Por sua vez, a Figura 6.3b apresenta os resultados para uma assinatura de mais alta energia operando no critério *medium*. Novamente, é possível observar que a nova estratégia foi capaz de manter a eficiência em detecção de elétrons de forma semelhante à cadeia *noringer*.

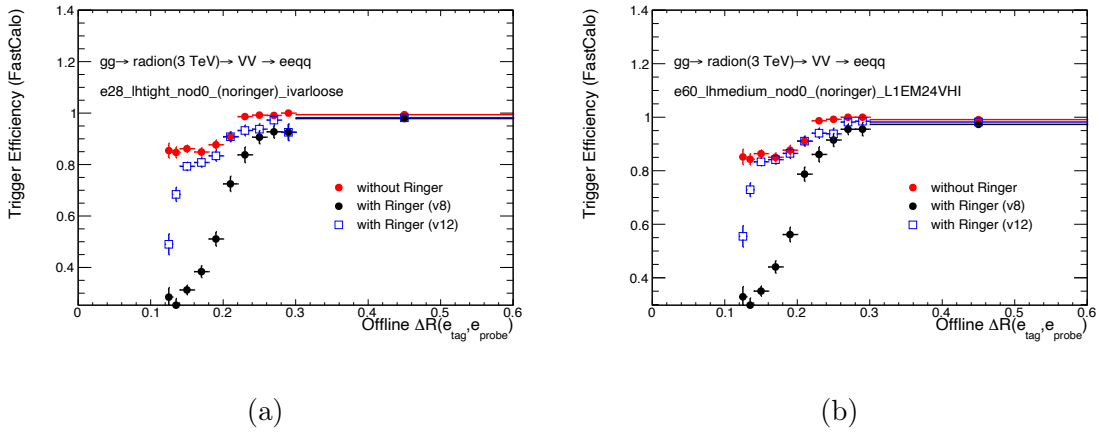


Figura 6.3: Eficiência em detecção de elétrons em função do  $\Delta R$  entre léptons colimados em simulações de Monte Carlo *boosted* na saída do FastCalo. A eficiência foi medida em elétrons (ou pósitrons) *probes* usando o método T&P ( $Z \rightarrow ee$  baseado em dados de simulação). O elétron (*probe*) reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* específica da assinatura analisada. A distância em  $\Delta R$  é calculada a partir da posição do elétron central (*probe*) e do elétron periférico (*tag*).

<sup>4</sup>Ainda é necessário realizar estudos de impacto nas variáveis do *offline* a fim de verificar se a nova estratégia produz algum erro sistemático nos dados coletados (em relação a estratégia anterior).

## 6.2 Extensão do *NeuralRinger* Para o FastElectron

Os avanços discutidos até aqui permitiram explorar as informações disponibilizadas pelo sistema de reconstrução da primeira etapa rápida por meio de um *ensemble* de redes neurais alimentadas pela informação anelada. No entanto, sabe-se que a seleção de eventos no último estágio da etapa rápida de elétrons (FastElectron) ainda opera através de cortes lineares em variáveis que combinam a informação do calorímetro (*cluster*) e os possíveis candidatos a elétrons formados pelo sistema de traço. Nesse sentido, é natural que se busquem novas estratégias de forma a otimizar, agora, a etapa rápida de elétrons como um todo (incluindo o FastElectron).

A abordagem discutida nesta seção e em 5.4 irá propor uma atualização na cadeia *ringer*, agora padrão, no último estágio de seleção da etapa rápida do sistema de filtragem *online* de elétrons para as assinaturas acima de 15 GeV. Ainda, com o objetivo de mitigar os efeitos discutidos em 6.1.2.1, será empregado em ambos os estágios o uso de metade dos anéis de energia (50 anéis) reconstruídos no *cluster*. Nesse sentido, o primeiro estágio (FastCalo) será composto por redes multicamada (MLP) alimentadas pelos (50) anéis (v12). Por sua vez, o segundo estágio de seleção (FastElectron) irá atuar através de uma estratégia de fusão da informação contemplando os (50) anéis reconstruídos no FastCalo e as (3) informações combinadas entre o traço e o *cluster* calculadas no FastElectron.

### 6.2.1 Treinamento em Dados Reais

Apresenta-se a seguir os resultados referentes aos ajustes dos modelos, em dados de colisão de 2017, para o único ponto de operação (equivalente ao *vloose*) disponível neste estágio. Os valores de referência ( $P_D$ ) utilizados para ajustar o ponto de operação das redes foram calculados a partir da resposta do algoritmo de cortes lineares<sup>5</sup> (T2Electron) que opera no segundo estágio da etapa rápida de elétrons (FastElectron) para o respectivo espaço de fase. A construção do *ensemble* de redes neurais inicia-se após a fase de ajuste de todos os modelos para uma topologia, sorteios (10), inicializações (10) e espaços de fase (25) segundo o método de validação cruzada discutido em 5.3.1. Em um determinado espaço de fase apenas as melhores inicializações (redes com maior índice SP no conjunto de validação em um determinado sorteio) foram avaliadas. A Tabela 6.7 apresenta os valores obtidos a partir

---

<sup>5</sup>O algoritmo de cortes neste estágio, chamado aqui de T2Electron, opera da seguinte forma: Para cada candidato formado aplica-se  $(p_T > P_{Track,cut}) \rightarrow (\Delta\eta < 0,2) \rightarrow (\Delta\phi < 0,3)$  onde o valor de  $p_{T,cut}$  é ajustado dependendo da energia da assinatura utilizada. Para que o teste de hipótese seja aceito, pelo menos um candidato a elétron deve ser aprovado na sequência de cortes mencionada.

da validação cruzada no conjunto de validação após ajustar todas as redes treinadas (10 redes para cada espaço de fase) no ponto de operação ( $P_D$ ) do algoritmo de referência.

Ao avaliar esses resultados fica claro a superioridade da técnica multivariada combinada com a descrição do calorímetro em anéis de energia e as (3) variáveis de traço, através de fusão da informação, quando comparada com a referência. Em algumas regiões, por exemplo, para um mesmo valor de  $P_D$ , o *ensemble* de redes neurais permite reduzir o número de falsos candidatos aprovados em até  $440\times$  em relação a referência. Em todas as regiões é possível verificar que a dispersão dos valores obtidos através da validação cruzada indicam uma flutuação estatística dos dados no ajuste do modelo menor que 1% (exceto para a região do *crack*). Por fim, a Tabela 6.6 apresenta, em valores acumulados (todos os espaços de fase), um ganho em rejeição. de falsos candidatos de  $\approx 50\times$ , para um mesmo  $P_D$ , em relação ao algoritmo de referência. Após a fase de ajuste e a escolha dos modelos de operação para cada espaço de fase (Conforme em 5.2.1.4), os limiares de corte de cada modelo foram ajustados em dados reais de 2016 (Conforme descrito em 5.2.2.2).

Tabela 6.6: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de referência (T2Electron). As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.83	81.44
v2_el (Cross Val.)	$99.83\pm 0.00$	$1.66\pm 0.05$

## 6.2.2 Emulação Das Cadeias Ringer Com dois Estágios

Avaliou-se a seguir algumas das principais assinaturas para elétrons acima de 15 GeV. A abordagem discutida nessa seção, chamada de estratégia v17, aplica a decisão do *NeuralRinger* em dois estágios para a etapa rápida de elétrons. A primeira decisão é tomada no FastCalo onde redes multicamada (MLP) alimentadas pela metade da informação anelada (v12) são responsáveis por reduzir o número de falsos candidatos antes da reconstrução do algoritmo de traço (alto custo computacional) aplicado no estágio seguinte. Por fim, o segundo estágio de seleção (FastElectron) irá atuar através de uma estratégia de fusão da informação contemplando os (50) anéis reconstruídos no estágio anterior (FastCalo) e as variáveis de traço obtidas entre o casamento do *cluster* e o candidato elétron fornecido pelo sistema de traço. Neste nível será utilizada o *ensemble* de redes neurais multicamada discutido nesta seção. Assim, a cadeia ringer v17 é formada pela combinação das estratégias v12 (FastCalo) e v2\_el (FastElectron).

Tabela 6.7: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação do algoritmo T2Electron, para a versão v2\_el. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) da referência (T2Electron) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	kinematic region			$15 < E_T[\text{GeV}] < 20$			$20 < E_T[\text{GeV}] < 30$			$30 < E_T[\text{GeV}] < 40$			$40 < E_T[\text{GeV}] < 50$			$E_T[\text{GeV}] > 50$		
		Type	$P_D[\%]$	$F_A[\%]$	$P_D[\%]$	$SP[\%]$	$F_A[\%]$	$P_D[\%]$	$SP[\%]$	$F_A[\%]$	$P_D[\%]$	$SP[\%]$	$F_A[\%]$	$P_D[\%]$	$SP[\%]$	$F_A[\%]$	$P_D[\%]$	$SP[\%]$	$F_A[\%]$
$0.00 < \eta < 0.80$	Reference		99.66	68.65	56.51	99.73	39.88	91.36	99.80	29.00	97.30	99.86	99.86	24.71	98.54	99.89	68.38	68.38	57.08
	Cross Val.	v2_el	99.66±0.00	97.53±0.30	4.57±0.60	99.73±0.00	99.19±0.03	1.34±0.07	99.80±0.00	99.63±0.03	0.53±0.06	99.86±0.00	99.86±0.00	99.75±0.03	0.35±0.06	99.88±0.00	99.88±0.00	99.88±0.01	0.13±0.01
$0.80 < \eta < 1.37$	Reference		99.76	50.05	81.89	99.79	33.76	95.24	99.83	24.86	98.51	99.86	99.86	21.34	99.18	99.89	43.35	43.35	88.58
	Cross Val.	v2_el	99.76±0.00	94.19±0.92	11.21±1.78	99.79±0.00	98.16±0.04	3.46±0.07	99.83±0.00	99.14±0.04	1.55±0.09	99.86±0.00	99.86±0.00	99.41±0.04	1.04±0.08	99.89±0.00	99.89±0.00	99.75±0.02	0.40±0.05
$1.37 < \eta < 1.54$	Reference		99.63	45.53	86.51	99.78	32.74	95.75	99.84	27.75	97.72	99.85	99.85	30.29	96.83	99.87	26.77	26.77	98.02
	Cross Val.	v2_el	99.60±0.09	78.68±5.19	39.58±9.09	99.78±0.00	91.66±0.89	16.12±1.70	99.84±0.00	96.04±0.40	7.68±0.79	99.85±0.00	99.85±0.00	96.82±0.70	6.15±1.38	99.87±0.00	99.87±0.00	98.69±0.28	2.48±0.55
$1.54 < \eta < 2.37$	Reference		99.66	61.07	67.86	99.82	38.53	92.35	99.87	26.67	98.05	99.89	99.89	21.99	99.08	99.92	48.91	48.91	83.18
	Cross Val.	v2_el	99.66±0.00	95.22±0.22	0.12±0.43	99.82±0.00	97.40±0.10	4.99±0.21	99.87±0.00	98.55±0.07	2.76±0.13	99.89±0.00	99.89±0.00	98.08±0.08	1.93±0.16	99.92±0.00	99.92±0.00	99.08±0.07	1.76±0.14
$2.37 < \eta < 2.50$	Reference		96.06	41.54	89.15	98.83	32.00	95.99	99.49	22.04	99.06	99.49	99.49	17.51	99.62	99.73	32.10	32.10	96.04
	Cross Val.	v2_el	96.07±0.08	95.42±0.43	5.23±0.83	98.83±0.01	97.10±0.19	4.61±0.38	99.47±0.02	98.00±0.29	3.46±0.59	99.47±0.06	99.47±0.06	98.74±0.11	1.98±0.23	99.73±0.01	99.73±0.01	99.18±0.12	1.36±0.23

A Figura 6.4 apresenta a eficiência das cadeias `e28_lhtight_nod0_ivarloose` medidas em elétrons (ou pósitrons) *probes* do decaimento do bóson  $Z$  usando o método T&P baseado em dados de colisão. A eficiência foi computada para os gatilhos de elétrons que requerem o ponto de operação mais restritivo e energia transversa acima de 28 GeV. Os resultados mostram que ambas as estratégias (v12 e v17) obtiveram a mesma eficiência em detecção de elétrons em relação a cadeia ringer de referência (v8) na saída do HLT. Em (c) é possível observar que ambas as estratégias mantiveram suas eficiências constantes em relação a cadeia de referência (v8).

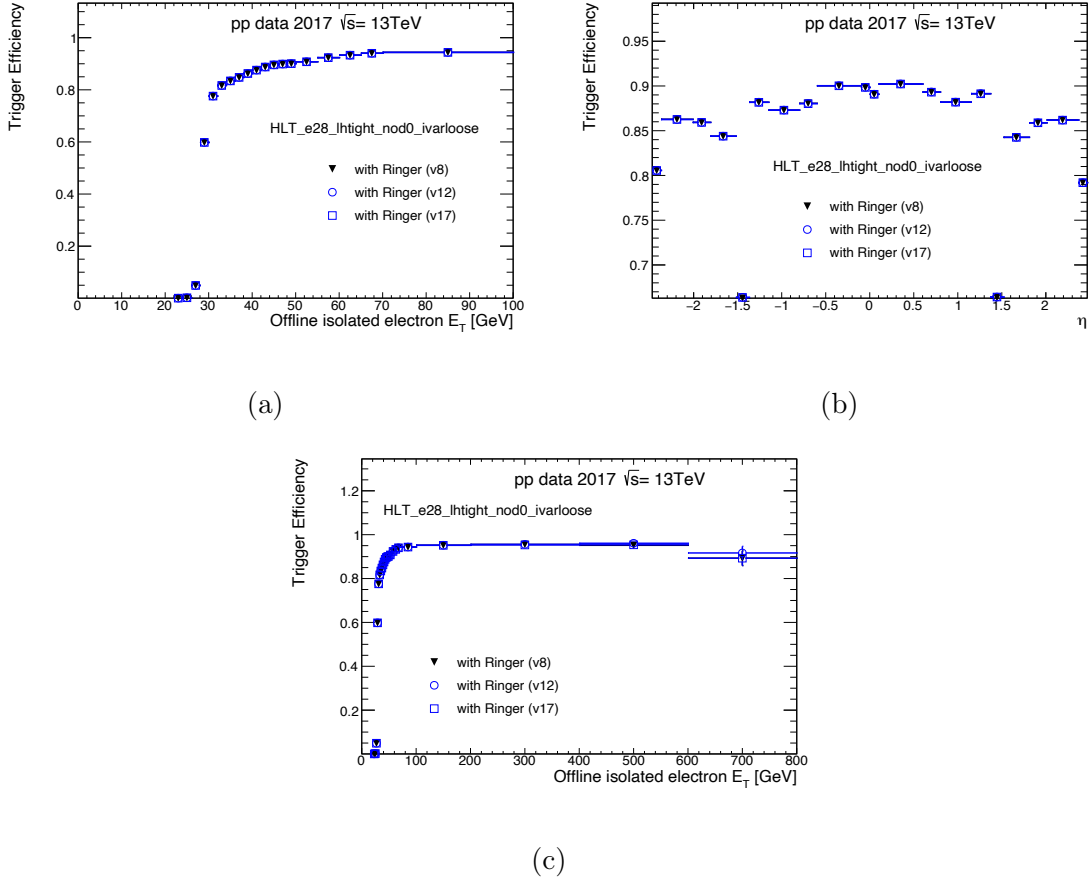


Figura 6.4: Eficiência emulada das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de de colisão de 2017 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e energia transversa em alta energia (c). A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*).

Avaliou-se, também, as curvas de rejeição de falsos candidatos para cada uma das estratégias mencionadas. Para selecionar os falsos candidatos aplicou-se a lógica inversa do método T&P. Adicionalmente, exigiu-se que os candidatos fossem reprovados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). A Figura 6.5 apresenta as curvas de rejeição em falsos candidatos na saída do segundo estágio

de decisão da etapa rápida de elétrons (FastElectron). Observa-se que o *ensemble* de redes neurais alimentado pelas informações provenientes do calorímetro e dos sensores do traço é capaz de proporcionar uma redução considerável no número de falsos candidatos aprovados para o estágio seguinte (etapa de precisão) do sistema de filtragem *online*.

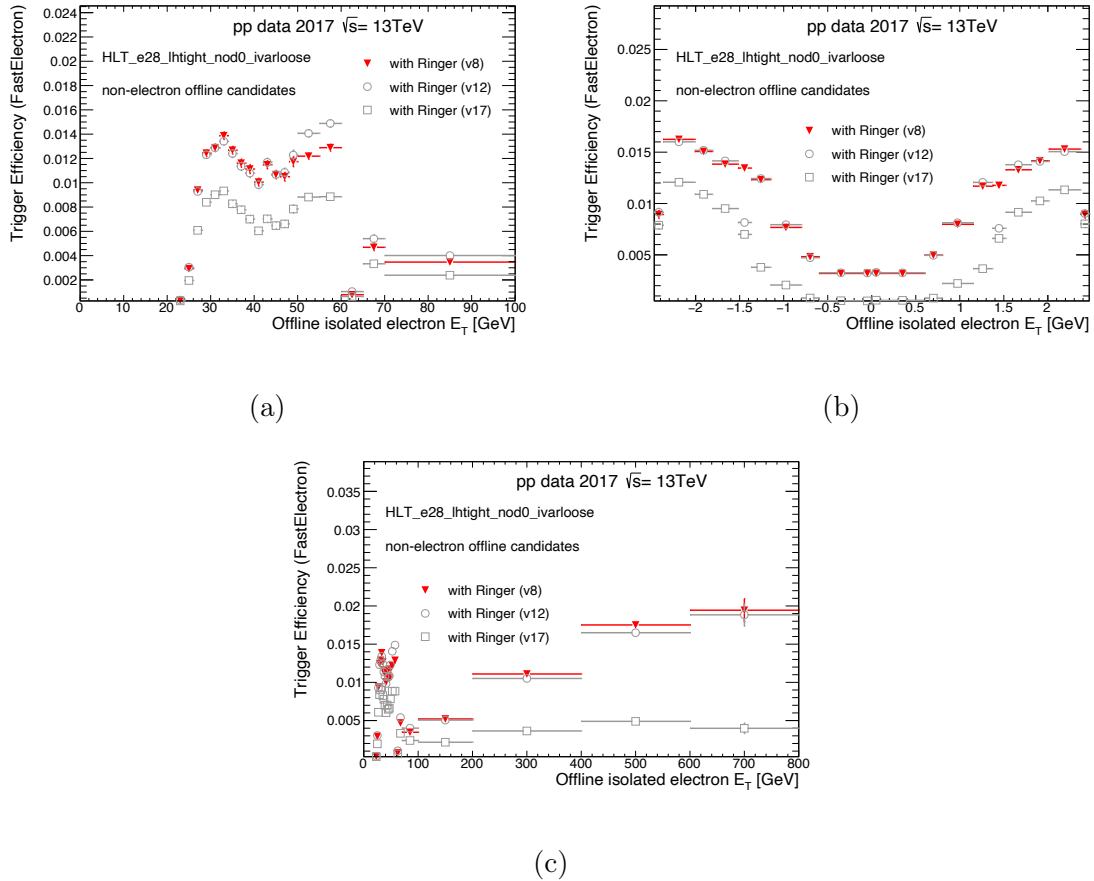


Figura 6.5: Curvas de rejeição emuladas para falsos candidatos na saída do FastElectron medidas em dados de colisão de 2017 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b), energia transversa em alta energia (c) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (d). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*).

Por fim, a Tabela 6.8 apresenta os valores percentuais em eficiência de sinal e falso alarme nas saídas do FastCalo (primeiro estágio), FastElectron (segundo estágio) e HLT, para cada uma das assinaturas primárias emuladas, para os dois últimos anos de tomada de dados da *Run 2* (2017–2018). É importante mencionar que os *ensembles* avaliados foram treinados a partir de dados de 2017 e que o ano de 2018 funcionará como um conjunto de teste. Ainda, optou-se por não calcular as

barras de erro para o conjunto de 2017 devido as dificuldades<sup>6</sup> de sua estimação.

Tabela 6.8: Valor percentual (FastCalo, FastElectron e HLT) em eficiência de sinal e falso alarme nos dois últimos anos da *Run 2* para cada uma das assinaturas primárias operando com as estratégias v8 (atual), v12 e v17. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* específica da assinatura analisada. A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P. Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*).

Assinaturas		Jatos			$Z \rightarrow ee$	
		FastCalo [%]	Fast-Electron [%]	Fast-Electron [%]	HLT[%]	
e17_lhvloose_nod0_- L1EM15VH	2017	v8	2,24	2,16	95,51	92,34
		v12	2,14	2,07	94,51	92,34
		v17	2,14	0,59	94,43	92,30
	2018	v8	2,71	2,63	94,50	92,52
		v12	2,61	2,54	94,50	92,52
		v17	2,61	0,95	94,42	92,50
e28_lhtight_nod0_- ivarloose	2017	v8	0,84	0,79	94,11	87,01
		v12	0,82	0,78	94,11	87,01
		v17	0,82	0,35	94,08	87,00
	2018	v8	1,20	1,15	94,09	87,58
		v12	1,18	1,13	94,10	87,60
		v17	1,18	0,68	94,07	87,58
e60_lhmedium_nod0_- L1EM24VHI	2017	v8	0,83	0,78	97,27	91,90
		v12	0,81	0,76	97,26	91,90
		v17	0,81	0,28	97,18	91,85
	2018	v8	1,19	1,14	97,26	92,19
		v12	1,16	1,11	97,28	92,21
		v17	1,16	0,60	97,20	92,18
e140_lhloose_nod0	2017	v8	2,06	1,96	98,09	95,14
		v12	1,92	1,83	98,08	95,13
		v17	1,92	0,36	97,61	95,10
	2018	v8	2,62	2,52	98,16	95,49
		v12	2,48	2,39	98,14	95,47
		v17	2,48	0,77	97,72	95,37

Considerando 2017, observa-se que os valores de eficiência em sinal ( $Z \rightarrow ee$ ) na saída do HLT são aproximadamente iguais (diferenças menores que 0,1%) para as três estratégias. Em relação a 2018, é possível observar um aumento em eficiência (entorno de 0,5%) em relação ao ano anterior. Essa diferença na saída do HLT esta relacionada as melhorias realizadas na LH durante o início das operações em 2018

<sup>6</sup>Diferente do processo de validação cruzada cuja barra de erro (desvio padrão) é facilmente calculado a partir da flutuação dos valores de operação ( $P_D$  e  $F_A$ ) da rede em cada um dos  $k$  folds, aqui esse cálculo deve considerar as flutuações dos algoritmos de seleção (*online* e *offline*), tornando, por tanto a estimação complexa e sujeita a diversos fatores não controláveis em termos de emulação de cadeia de *trigger*.



e, também, a própria barra de erro do algoritmo de seleção do HLT que, na época, foi ajustado com dados anteriores à 2018. Contudo, ao verificar a rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo observou-se um aumento de  $\approx 0,5\%$  em relação a 2017. No entanto, deve-se considerar que essas diferenças podem estar cobertas<sup>7</sup> pela barra de erro do conjunto de dados do ano anterior (2017). Para a assinatura menos restritiva (e17\_lhvloose\_nod0\_L1EM15VHI), em dados de 2017, observa-se uma redução no número de falsos candidatos aprovados na saída do segundo estágio de seleção de elétrons (FastElectron) de  $\approx 3\times$  ( $2,16\% \rightarrow 0,59\%$ ) enquanto para a assinatura de maior pureza (e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose) essa redução é de  $\approx 2\times$  ( $0,79\% \rightarrow 0,35\%$ ). Para 2018, o mesmo comportamento é observado. Ainda, em relação a rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, em ambos os períodos, é possível observar valores próximos (diferenças de no máximo  $0,1\%$ ) em relação à referência atual (v8) de *trigger*.

Com base nesses resultados é possível concluir que a estratégia v17 é capaz de manter a eficiência em detecção de elétrons isolados em amostras de colisão e, ainda, reduzir o número de falsos candidatos no segundo estágio de seleção de elétrons (FastElectron) em pelo menos  $2\times$  em relação à atual cadeia de *trigger* (v8). Por outro lado, ainda é necessário analisar o impacto nas variáveis do *offline* e as diferenças nos perfis das variáveis de calorimetria e traço selecionadas a partir do novo sistema, em relação à estratégia atual, com o objetivo de aferir possíveis distorções causadas pelo uso do novo *ensemble* de redes no final do estágio rápido.

### 6.2.2.1 Operação em Dados *Boosted*

A fim de avaliar o efeito *boosted* na detecção de elétrons, agora no segundo estágio de seleção de elétrons (FastElectron), utilizaram-se dados de simulação de Monte Carlo consistindo em elétrons fundidos originários de radions ( $gg \rightarrow \text{radion}(3 \text{ TeV}) \rightarrow VV \rightarrow eeqq$ ). Para os elétrons selecionados mediu-se a eficiência em detecção das cadeias em função da distância ( $\Delta R$ ) entre o elétron central avaliado pelo *trigger* (*probe*) e o segundo elétron periférico (*tag*), na saída do FastElectron, para as cadeias noringer e ringer (v8, v12 e v17).

A Figura 6.6a apresenta a eficiência em detecção de elétrons *boosted* em função da distância entre os pares (*tag-probe*) para a assinatura mais restritiva (e28\_lhtight\_nod0\_(noringer)\_ivarloose) emulada. É possível observar que a nova cadeia ringer (v17) é capaz de manter a eficiência em detecção de elétrons, na saída do segundo estágio de seleção (FastElectron), a um patamar acima de  $80\%$  em relação a cadeia noringer (vermelho). Ainda, também, é possível observar pequenas diferenças, em eficiência, entre as cadeias ringer v12 e v17. No entanto, essas peque-

<sup>7</sup>Os erros medidos a partir da validação cruzada foram extrapolados considerando o ponto de operação do sistema e a não linearidade da curva ROC em valores próximos ao joelho.

nas discrepâncias podem estar relacionadas as diferenças no ponto de operação (em torno de 0,1% em dados sinal no FastElectron segundo a Tabela 6.8) em ambas as abordagens (cortes lineares e técnica multivariável) neste estágio de seleção. Por sua vez, a Figura 6.6b apresenta os resultados para uma assinatura de mais alta energia operando no critério *medium*. Novamente, é possível observar que a nova estratégia (v17) foi capaz de manter a eficiência em detecção de elétrons de forma semelhante à cadeia noringer (utilizada nessa análise como referência).

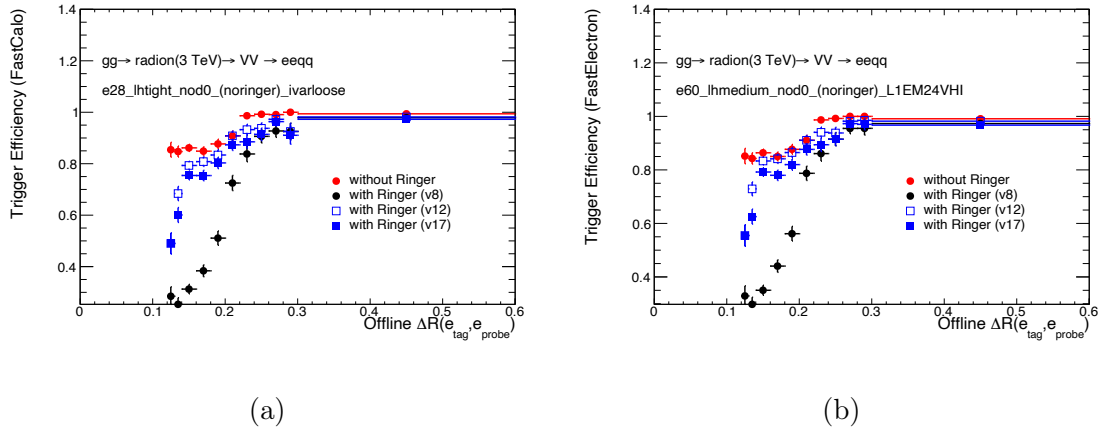


Figura 6.6: Eficiência em detecção de elétrons em função do  $\Delta R$  entre léptons colimados em simulações de Monte Carlo *boosted* na saída do FastElectron. A eficiência foi medida em elétrons (ou pósitrons) *probes* usando o método T&P ( $Z \rightarrow ee$  baseado em dados de simulação). O elétron (*probe*) reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* específica da assinatura analisada. A distância em  $\Delta R$  é calculada a partir da posição do elétron central (*probe*) e do elétron periférico (*tag*).

## 6.3 Novas Estratégias na Identificação de Elétrons Baseadas no *NeuralRinger* Para o FastCalo

Apresenta-se nesta seção os resultados dos avanços do *NeuralRinger* através do emprego de novas representações do espaço de entrada capazes de fornecer uma outra perspectiva do desenvolvimento do chuveiro de partículas no calorímetro. Além disso, os avanços consideram uma abordagem mais direta através do emprego de modelos neurais profundos (ou rasos) mais sofisticados como forma de melhorar a separação de elétrons e jatos no sistema de filtragem *online*. Ainda é considerado a união de ambas na construção de um modelo de fusão capaz de unir a informação das diversas representações do espaço de entrada através da extração do espaço latente, de forma mais vantajosa, como forma de melhorar a separação de classes durante o treinamento dos modelos. Por fim, considera-se a influência do tamanho da janela de reconstrução dos anéis de energia no calorímetro em processos físicos cujo produto é formado por pares de léptons colimados. É importante mencionar que todas as estratégias abordadas nesta seção são utilizadas, apenas, no primeiro estágio de seleção de elétrons (FastCalo) do sistema de filtragem *online*.

Para apresentar os resultados das diversas estratégias discutidas em 5.3, optou-se por dividir esta seção em duas partes. A primeira parte (Subseção 6.3.1) irá discutir os resultados de todos os modelos de fusão e (ou) aprendizado profundo que utilizam como entrada toda a informação gerada pelos anéis de energia reconstruídos (100 anéis) pelo atual algoritmo de anelamento<sup>8</sup>. Por sua vez, a segunda parte (Subseção 6.3.2) irá discutir os resultados de todos os modelos de fusão e (ou) aprendizado profundo alimentados pela primeira metade dos anéis, em cada camada, como forma de reduzir artificialmente o tamanho da janela de reconstrução (50 anéis ao todo). Conforme mencionado em 5.3.4, essa abordagem tem como objetivo excluir os anéis mais externos, em geral mais afetados pelos objetos periféricos, do processo de treinamento e tomada de decisão dos modelos. Ainda, em ambas, serão discutidos os resultados, para cada uma das estratégias, obtidos através da emulação das cadeias de *trigger* utilizando dados de colisão de 2017.

---

<sup>8</sup>O atual algoritmo de anelamento no *online* (FastCalo) utiliza um tamanho de janela de  $0,4 \times 0,4$  em  $\eta \times \phi$ , centrada na célula mais quente de cada camada. As células dentro dessa janela são utilizadas para computar os anéis de energia conforme o algoritmo descrito em B.2.

### 6.3.1 Abordagem Utilizando a Informação Anelada Completa

A primeira abordagem apresentada utiliza-se de técnicas de fusão de informação e (ou) aprendizado profundo, combinadas com os anéis de energia em sua concepção original (100 anéis), para reduzir o falso alarme ( $F_A$ ) do sistema de filtragem *online* (considerando sempre a mesma probabilidade de detecção). Apresenta-se a seguir os resultados referentes aos ajustes dos modelos (v8 até v11), em dados de colisão de 2017, para os dois extremos de operação no sistema de filtragem *online* (*tight* e *loose*).

Para permitir a comparação entre os diferentes modelos, os valores de referência ( $P_D$ ) utilizados para ajustar o ponto de operação das redes foram calculados a partir da resposta do algoritmo de cortes lineares (T2Calo), que operou na etapa rápida de elétrons (FastCalo), para o respectivo espaço de fase. A construção do *ensemble* de redes neurais inicia-se após a fase de ajuste (treinamento) de todos os modelos para as diversas topologias (Veja Apêndice D.2), sorteios (10), inicializações (10) e espaços de fase (25) segundo o método de validação cruzada descrito em 5.3.1. Em um determinado espaço de fase, apenas as melhores inicializações (redes com maior índice SP no conjunto de validação em um determinado sorteio) para cada versão foram avaliadas. A Tabela 6.9 apresenta os valores obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação, utilizando as topologias selecionadas, após ajustar todas as redes treinadas no ponto de operação ( $P_D$ ) do critério mais restritivo (*tight*) do algoritmo de referência (T2Calo), para todas as regiões de espaço de fase que compõe a decisão do sistema.

Ao avaliar os resultados obtidos, para a grande maioria dos espaços de fase apresentados, fica clara a evolução sistemática na redução do número de falsos candidatos ( $F_A$ ) aprovados à medida que modelos de aprendizado profundo ou rasos são combinados com as variáveis de calorimetria, disponibilizadas pela etapa rápida, através do treinamento de fusão. Em algumas regiões, por exemplo, para um mesmo  $P_D$ , essa redução pode chegar em até  $2\times$  quando comparada com a referência atual do *trigger* (v8). É possível observar, ainda, que somente a inclusão das variáveis de calorimetria (v9) produz um efeito benéfico quando comparado ao antigo modelo (v8). Por sua vez, a construção de um modelo baseado em aprendizado profundo, através de uma camada de representação formada por redes convolucionais unidimensionais (ou bidimensionais), alimentada somente pelos anéis de energia (v10 e v16) é capaz de reduzir a rejeição de falsos candidatos em relação à referência atual (v8).

Tabela 6.9: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo), para as versões alimentadas por todos os anéis. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*tight*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em [5.2.2.1](#).

Det. Region	Method	Kinematic region	15 < E <sub>T</sub> [GeV] < 20			20 < E <sub>T</sub> [GeV] < 30			30 < E <sub>T</sub> [GeV] < 40			40 < E <sub>T</sub> [GeV] < 50			E <sub>T</sub> [GeV] > 50		
			P <sub>D</sub> %	S/P%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	S/P%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	S/P%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	S/P%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	S/P%	F <sub>A</sub> %
0.00 < η < 0.80	v8	Reference	97.78	92.60	12.43	98.68	94.79	9.03	99.18	95.94	7.24	99.57	96.17	7.18	99.63	89.41	20.26
	v9	Cross Val.	97.78±0.00	97.60±0.08	2.58±0.15	98.68±0.00	98.51±0.06	1.66±0.13	99.18±0.00	99.12±0.04	0.94±0.08	99.57±0.01	99.39±0.03	0.80±0.06	99.63±0.00	99.57±0.03	0.49±0.07
	v10	Cross Val.	97.78±0.01	98.05±0.04	1.68±0.08	98.68±0.01	98.80±0.04	1.07±0.07	99.18±0.01	99.28±0.03	0.62±0.06	99.57±0.01	99.50±0.03	0.56±0.05	99.63±0.00	99.67±0.01	0.29±0.01
	v11	Cross Val.	97.78±0.01	97.87±0.04	2.04±0.08	98.68±0.00	98.71±0.04	1.25±0.08	99.18±0.01	99.22±0.02	0.73±0.05	99.58±0.01	99.44±0.04	0.69±0.08	99.63±0.00	99.76±0.00	0.11±0.01
	v16	Cross Val.	97.78±0.01	98.11±0.03	1.56±0.07	98.68±0.00	98.85±0.03	0.98±0.06	99.17±0.01	99.29±0.03	0.60±0.07	99.57±0.01	99.51±0.03	0.56±0.05	99.63±0.00	99.77±0.00	0.10±0.01
		Cross Val.	97.78±0.01	97.88±0.04	2.11±0.09	98.68±0.00	98.70±0.04	1.27±0.09	99.18±0.01	99.21±0.04	0.75±0.07	99.57±0.01	99.45±0.03	0.68±0.05	99.63±0.00	99.76±0.00	0.12±0.01
0.80 < η < 1.37	v8	Reference	97.80	87.30	22.23	98.89	91.29	16.01	99.43	92.95	13.31	99.68	92.82	13.79	99.67	86.27	26.17
	v9	Cross Val.	97.80±0.01	96.72±0.10	4.36±0.21	98.89±0.00	97.86±0.06	3.17±0.12	99.43±0.00	98.68±0.05	2.08±0.11	99.68±0.00	99.03±0.07	1.62±0.14	99.67±0.00	99.24±0.05	1.19±0.10
	v10	Cross Val.	97.80±0.02	97.46±0.10	2.87±0.19	98.89±0.00	98.39±0.04	2.11±0.08	99.44±0.01	99.02±0.04	1.39±0.09	99.68±0.01	99.26±0.07	1.16±0.14	99.67±0.00	99.52±0.01	0.63±0.02
	v11	Cross Val.	97.80±0.01	97.11±0.12	3.57±0.23	98.89±0.00	98.19±0.06	2.50±0.12	99.43±0.00	98.86±0.06	1.71±0.13	99.68±0.00	99.12±0.06	1.44±0.12	99.67±0.00	99.71±0.01	0.26±0.01
	v16	Cross Val.	97.80±0.01	97.56±0.09	2.68±0.18	98.89±0.01	98.48±0.04	1.92±0.07	99.43±0.00	99.08±0.05	1.27±0.09	99.68±0.00	99.28±0.06	1.12±0.12	99.68±0.00	99.72±0.01	0.29±0.01
		Cross Val.	97.80±0.01	97.07±0.10	3.66±0.21	98.89±0.00	98.14±0.07	2.60±0.14	99.43±0.00	98.86±0.06	1.72±0.11	99.68±0.00	99.11±0.07	1.45±0.14	99.67±0.00	99.69±0.01	0.29±0.01
1.37 < η < 1.54	v8	Reference	96.60	78.52	37.67	94.61	84.59	24.86	96.83	88.55	19.37	97.28	89.64	17.68	98.32	49.49	81.97
	v9	Cross Val.	96.59±0.01	93.68±0.40	9.19±0.80	94.59±0.02	95.56±0.19	3.46±0.36	96.82±0.04	97.24±0.20	2.33±0.41	97.30±0.07	97.65±0.13	2.00±0.21	98.32±0.00	98.54±0.03	1.25±0.06
	v10	Cross Val.	96.60±0.02	94.24±0.49	8.09±0.96	94.62±0.03	96.09±0.14	2.42±0.29	96.83±0.06	97.54±0.15	1.74±0.31	97.25±0.06	97.88±0.12	1.48±0.20	98.32±0.01	98.87±0.02	0.57±0.04
	v11	Cross Val.	96.60±0.03	94.97±0.38	6.64±0.75	94.59±0.06	96.17±0.14	2.24±0.27	96.84±0.07	97.64±0.12	1.55±0.27	97.37±0.09	98.07±0.13	1.22±0.26	98.33±0.02	99.10±0.01	0.13±0.02
	v16	Cross Val.	96.59±0.02	94.78±0.41	7.00±0.81	94.61±0.07	96.13±0.15	2.33±0.30	96.82±0.04	97.60±0.15	1.51±0.32	97.28±0.19	98.01±0.16	1.26±0.25	98.31±0.04	99.09±0.02	0.12±0.02
		Cross Val.	97.41	89.02	19.00	98.24	92.01	14.02	98.97	93.40	12.01	99.22	97.98±0.12	1.30±0.23	98.32±0.01	99.07±0.01	0.17±0.03
1.54 < η < 2.37	v8	Reference	97.41	96.47±0.18	4.48±0.35	98.24±0.00	97.51±0.18	3.21±0.36	98.98±0.01	98.33±0.11	2.31±0.23	99.21±0.01	98.69±0.09	1.83±0.19	99.32±0.00	98.89±0.07	1.66±0.14
	v9	Cross Val.	97.42±0.01	97.18±0.07	3.06±0.14	98.23±0.01	97.98±0.04	2.28±0.08	98.98±0.01	98.64±0.05	1.70±0.09	99.22±0.01	98.95±0.04	1.32±0.18	99.32±0.00	99.01±0.03	1.29±0.06
	v10	Cross Val.	97.41±0.01	97.08±0.05	3.26±0.11	98.24±0.00	97.91±0.03	2.41±0.06	98.97±0.01	98.59±0.05	1.79±0.10	99.22±0.01	98.88±0.04	1.45±0.09	99.32±0.00	99.39±0.01	0.55±0.01
	v11	Cross Val.	97.41±0.01	97.31±0.06	2.80±0.12	98.24±0.00	98.09±0.04	2.06±0.08	98.98±0.01	98.69±0.05	1.60±0.09	99.22±0.00	98.97±0.03	1.28±0.07	99.32±0.00	99.41±0.01	0.51±0.02
	v16	Cross Val.	97.41±0.01	97.05±0.06	3.31±0.11	98.24±0.01	97.92±0.03	2.40±0.05	98.97±0.01	98.59±0.05	1.80±0.09	99.22±0.01	98.89±0.05	1.43±0.10	99.32±0.00	99.35±0.01	0.63±0.02
		Reference	93.51	71.19	48.06	95.74	74.48	44.10	96.70	77.12	40.24	97.13	77.32	40.22	96.02	52.49	77.49
2.37 < η < 2.50	v8	Reference	93.52±0.11	94.41±0.21	4.70±0.41	95.76±0.05	96.06±0.16	3.63±0.31	96.71±0.20	97.22±0.14	2.27±0.29	97.12±0.25	97.82±0.19	1.48±0.22	96.01±0.04	97.60±0.07	0.80±0.12
	v9	Cross Val.	93.49±0.06	94.49±0.23	4.50±0.47	95.74±0.03	96.17±0.13	3.41±0.24	96.74±0.13	97.25±0.17	2.23±0.27	96.95±0.18	97.78±0.08	1.39±0.17	96.06±0.10	97.66±0.05	0.73±0.11
	v10	Cross Val.	93.47±0.07	94.48±0.20	4.51±0.37	95.76±0.06	96.26±0.14	3.24±0.26	96.72±0.12	97.28±0.17	2.16±0.26	97.19±0.31	97.87±0.20	1.38±0.24	96.13±0.32	97.84±0.16	0.42±0.07
	v11	Cross Val.	93.46±0.09	94.46±0.23	4.54±0.48	95.76±0.04	96.38±0.14	2.99±0.28	96.68±0.12	97.30±0.15	2.09±0.25	97.09±0.22	97.91±0.19	1.26±0.20	96.08±0.16	97.84±0.09	0.38±0.05
	v16	Cross Val.	93.47±0.18	94.36±0.20	4.74±0.36	95.73±0.05	96.23±0.18	3.26±0.34	96.68±0.12	97.25±0.12	2.19±0.28	97.15±0.23	97.86±0.15	1.43±0.18	96.03±0.11	97.75±0.08	0.51±0.14

Tabela 6.10: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo (*vl0ose*), para as versões alimentadas por todos os anéis. Todas as redes foram ajustadas para produzir o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*vl0ose*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	Type	15 < E <sub>T</sub> [GeV] < 20			20 < E <sub>T</sub> [GeV] < 30			30 < E <sub>T</sub> [GeV] < 40			40 < E <sub>T</sub> [GeV] < 50			E <sub>T</sub> [GeV] > 50		
			P <sub>D</sub> %	SP%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	SP%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	SP%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	SP%	F <sub>A</sub> %	P <sub>D</sub> %	SP%	F <sub>A</sub> %
0.00 < η < 0.80	v8	Reference	98.86	90.52	17.45	99.50	83.61	30.88	99.83	81.87	34.30	99.94	82.45	33.36	99.98	38.56	92.36
	v9	Cross Val.	98.86±0.00	97.54±0.11	3.77±0.23	99.50±0.00	98.39±0.06	2.72±0.13	99.83±0.00	98.91±0.05	2.01±0.10	99.94±0.00	98.95±0.07	2.04±0.15	99.98±0.00	99.24±0.15	1.48±0.31
	v10	Cross Val.	98.86±0.00	98.24±0.08	2.38±0.17	99.50±0.00	98.94±0.05	1.67±0.11	99.83±0.00	99.26±0.05	1.31±0.11	99.94±0.00	99.28±0.05	1.39±0.11	99.98±0.00	99.58±0.06	0.92±0.12
	v11	Cross Val.	98.86±0.00	97.92±0.08	3.01±0.16	99.50±0.00	98.71±0.06	2.08±0.11	99.83±0.00	99.13±0.04	1.57±0.08	99.94±0.00	99.17±0.04	1.60±0.08	99.98±0.00	99.80±0.02	0.37±0.04
	v16	Cross Val.	98.86±0.00	98.31±0.07	2.24±0.13	99.50±0.00	98.97±0.05	1.55±0.10	99.83±0.00	99.31±0.05	1.20±0.09	99.94±0.00	99.34±0.04	1.27±0.08	99.98±0.00	99.82±0.02	0.33±0.04
	v16	Cross Val.	98.86±0.00	97.88±0.09	3.09±0.18	99.50±0.00	98.69±0.06	2.12±0.11	99.83±0.00	99.11±0.04	1.62±0.08	99.94±0.00	99.16±0.04	1.61±0.07	99.98±0.00	99.78±0.03	0.42±0.06
0.80 < η < 1.37	v8	Reference	98.80	84.09	29.43	99.63	74.51	46.93	99.91	70.93	53.03	99.97	70.79	53.29	99.93	36.74	93.36
	v9	Cross Val.	98.80±0.00	96.48±0.12	5.81±0.24	99.63±0.00	97.29±0.10	5.01±0.20	99.91±0.00	97.85±0.12	4.18±0.23	99.97±0.00	97.77±0.14	4.41±0.28	99.93±0.00	98.97±0.10	1.98±0.19
	v10	Cross Val.	98.80±0.01	97.46±0.10	3.88±0.19	99.63±0.00	98.12±0.07	3.37±0.14	99.91±0.00	98.53±0.11	2.85±0.23	99.97±0.00	98.50±0.10	2.96±0.20	99.93±0.00	99.38±0.03	1.17±0.06
	v11	Cross Val.	98.80±0.00	96.91±0.11	4.97±0.22	99.63±0.00	97.74±0.09	4.13±0.18	99.91±0.00	98.21±0.09	3.46±0.18	99.97±0.00	98.20±0.10	3.55±0.20	99.93±0.00	99.73±0.01	0.47±0.02
	v16	Cross Val.	98.80±0.01	97.54±0.09	3.70±0.18	99.63±0.00	98.28±0.07	3.07±0.13	99.91±0.00	98.65±0.06	2.59±0.13	99.97±0.00	98.63±0.11	2.70±0.22	99.93±0.00	99.75±0.01	0.42±0.02
	v16	Cross Val.	98.80±0.01	96.85±0.16	5.09±0.32	99.63±0.00	97.71±0.12	4.19±0.23	99.91±0.00	98.17±0.12	3.54±0.24	99.97±0.00	98.20±0.13	3.57±0.25	99.93±0.00	99.70±0.01	0.53±0.02
1.37 < η < 1.54	v8	Reference	98.23	69.22	54.65	96.78	79.75	35.63	97.98	84.42	28.13	97.89	85.60	25.86	98.63	42.93	88.62
	v9	Cross Val.	98.23±0.01	91.83±0.02	14.34±1.78	96.79±0.02	96.02±0.22	4.75±0.42	97.97±0.02	97.45±0.23	3.07±0.45	97.90±0.07	97.81±0.11	2.98±0.24	98.63±0.00	98.59±0.04	1.46±0.07
	v10	Cross Val.	98.23±0.01	92.65±0.83	12.76±1.61	96.77±0.05	96.72±0.19	3.32±0.37	97.98±0.03	97.89±0.21	2.20±0.43	97.91±0.11	98.12±0.12	1.67±0.20	98.63±0.01	98.99±0.02	0.65±0.04
	v11	Cross Val.	98.24±0.01	93.61±0.69	10.89±1.34	96.78±0.02	96.85±0.16	3.09±0.31	97.98±0.06	98.03±0.16	1.93±0.31	97.86±0.11	98.24±0.15	1.37±0.26	98.63±0.02	99.24±0.01	0.15±0.02
	v16	Cross Val.	98.24±0.01	93.92±0.68	10.30±1.33	96.78±0.02	96.96±0.15	2.85±0.30	98.01±0.06	98.08±0.20	1.85±0.36	97.87±0.09	98.23±0.15	1.40±0.30	98.63±0.01	99.26±0.01	0.14±0.02
	v16	Cross Val.	98.24±0.01	93.49±0.56	11.14±1.09	96.77±0.03	96.80±0.14	3.17±0.29	97.97±0.02	98.00±0.15	1.98±0.31	97.89±0.09	98.19±0.13	1.52±0.25	98.63±0.01	99.22±0.01	0.19±0.03
1.54 < η < 2.37	v8	Reference	98.26	83.46	30.14	99.58	81.02	35.62	99.92	80.42	36.96	99.97	80.55	36.77	99.98	41.60	90.08
	v9	Cross Val.	98.26±0.00	96.50±0.23	5.25±0.45	99.58±0.00	97.17±0.26	5.20±0.51	99.92±0.00	97.47±0.17	4.95±0.34	99.97±0.00	97.64±0.22	4.66±0.43	99.98±0.00	97.12±0.49	5.69±0.97
	v10	Cross Val.	98.26±0.01	97.34±0.07	3.57±0.14	99.58±0.00	97.88±0.05	3.79±0.09	99.92±0.00	98.08±0.08	3.74±0.16	99.97±0.00	98.19±0.14	3.57±0.28	99.98±0.00	97.44±0.43	5.07±0.85
	v11	Cross Val.	98.26±0.00	97.21±0.07	3.84±0.13	99.58±0.00	97.75±0.05	4.07±0.09	99.92±0.00	97.96±0.09	3.99±0.17	99.97±0.00	98.09±0.11	3.77±0.22	99.98±0.00	98.90±0.13	2.18±0.26
	v16	Cross Val.	98.26±0.00	97.50±0.07	3.26±0.15	99.58±0.00	98.05±0.04	3.46±0.08	99.92±0.00	98.26±0.08	3.39±0.16	99.97±0.00	98.36±0.11	3.24±0.23	99.98±0.00	99.01±0.10	1.96±0.20
	v16	Cross Val.	98.26±0.00	97.20±0.06	3.85±0.12	99.57±0.00	97.72±0.08	4.11±0.15	99.92±0.00	97.94±0.11	4.02±0.22	99.97±0.00	98.09±0.13	3.76±0.26	99.98±0.00	98.68±0.15	2.62±0.30
2.37 < η < 2.50	v8	Reference	93.95	59.24	67.31	95.79	69.32	52.82	96.72	73.78	46.03	97.13	73.80	46.31	96.02	50.46	79.95
	v9	Cross Val.	94.01±0.10	94.55±0.19	4.91±0.40	95.79±0.05	96.07±0.16	3.64±0.31	96.72±0.20	97.22±0.14	2.27±0.30	97.12±0.25	97.82±0.19	1.48±0.22	96.01±0.04	97.69±0.07	0.80±0.12
	v10	Cross Val.	93.96±0.09	94.63±0.24	4.70±0.49	95.79±0.05	96.18±0.11	3.42±0.24	96.74±0.13	97.25±0.17	2.24±0.18	96.95±0.18	97.78±0.08	1.39±0.17	96.06±0.10	97.66±0.05	0.73±0.11
	v11	Cross Val.	93.99±0.08	94.60±0.20	4.78±0.40	95.78±0.06	96.27±0.14	3.24±0.27	96.77±0.11	97.30±0.15	2.17±0.26	97.13±0.31	97.87±0.20	1.38±0.24	96.13±0.32	97.84±0.16	0.42±0.07
	v16	Cross Val.	93.90±0.11	94.58±0.26	4.73±0.51	95.80±0.05	96.40±0.14	3.00±0.28	96.68±0.12	97.30±0.15	2.09±0.25	97.09±0.22	97.91±0.19	1.26±0.24	96.08±0.16	97.84±0.09	0.38±0.05
	v16	Cross Val.	93.96±0.12	94.52±0.20	4.91±0.40	95.78±0.05	96.25±0.17	3.27±0.35	96.72±0.12	97.26±0.14	2.19±0.27	97.15±0.23	97.86±0.15	1.43±0.18	96.03±0.11	97.75±0.08	0.51±0.14

Por fim, a combinação desta última com as variáveis de calorimetria através do treinamento de fusão (v11) incorpora aos modelos profundos a capacidade de se beneficiar, também, da informação proveniente de outros algoritmos de reconstrução (ou outro espaço de entrada) conforme observado nos modelos rasos (v9). Já na Tabela 6.10 são apresentados os valores obtidos pela validação cruzada a partir do critério menos restritivo (*vloose*) da etapa rápida do *online*. Por sua vez, as Tabelas 6.11 e 6.12 apresentam, em valores acumulados, os ganhos em rejeição para os dois extremos de operação avaliados.

Tabela 6.11: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo), para as versões alimentadas por todos os anéis. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.06	25.62
v8 (Cross Val.)	99.06±0.00	1.33±0.03
v9 (Cross Val.)	99.06±0.00	0.87±0.00
v10 (Cross Val.)	99.06±0.00	0.65±0.01
v11 (Cross Val.)	99.05±0.00	0.55±0.01
v16 (Cross Val.)	99.06±0.00	0.68±0.01

Tabela 6.12: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério menos restritivo (*vloose*) da referência (T2Calo), para as versões alimentadas por todos os anéis. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.67	78.68
v8 (Cross Val.)	99.67±0.00	2.74±0.12
v9 (Cross Val.)	99.67±0.00	1.95±0.09
v10 (Cross Val.)	99.67±0.00	1.30±0.04
v11 (Cross Val.)	99.67±0.00	1.10±0.03
v16 (Cross Val.)	99.67±0.00	1.40±0.04

Todavia, embora os valores integrados apresentados apontem para uma superioridade da estratégia v11 em relação as anteriores, deve-se considerar que o experimento, e a própria natureza energética do evento, impactam na resposta dos modelos em cada espaço de fase.

### 6.3.1.1 Emulação das Cadeias

Para avaliar as estratégias discutidas anteriormente no sistema de filtragem *online*, utilizou-se uma ferramenta de emulação das cadeias de elétrons como forma de estimar as curvas de eficiência para uma determinada sequência de *trigger* especificada. Para o cálculo de eficiência na detecção de elétrons, no sistema de filtragem *online*, utilizou-se o método T&P para selecionar os possíveis candidatos provenientes do decaimento de  $Z \rightarrow ee$ .

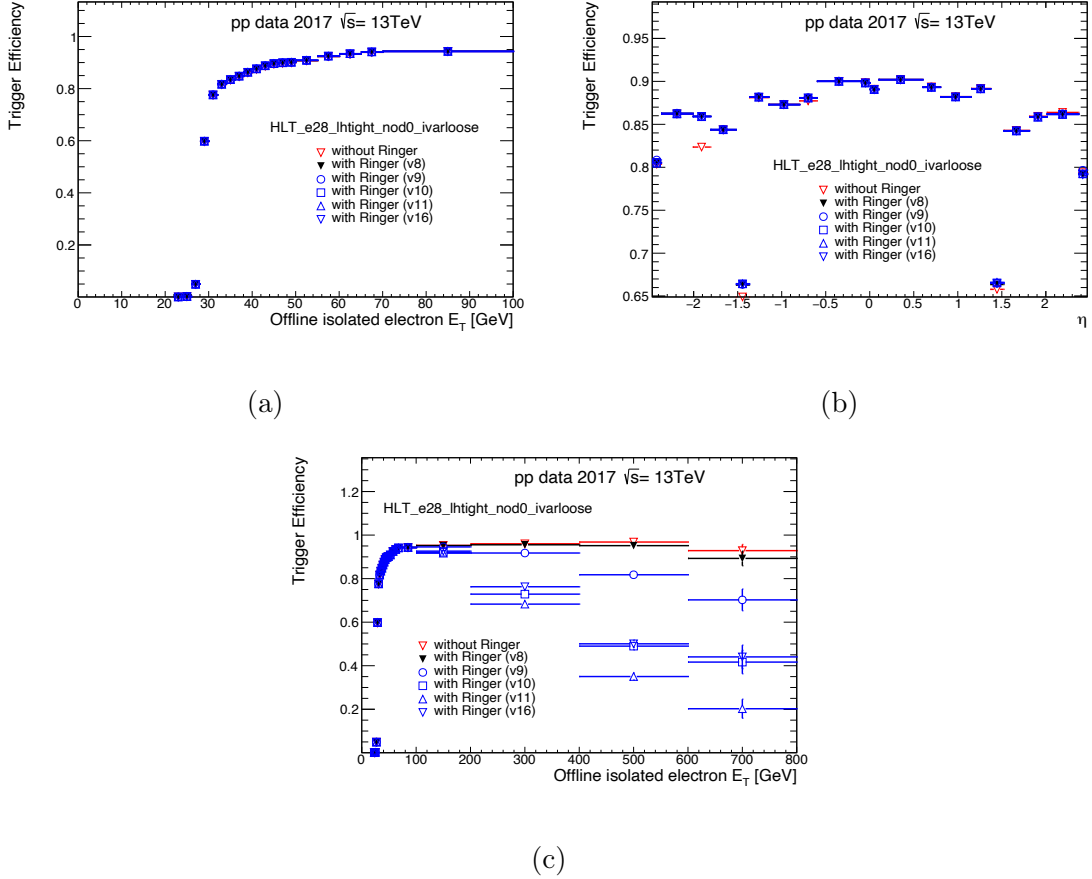


Figura 6.7: Eficiência emulada das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de de colisão de 2017 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b), energia transversa em alta energia (c) e o estimador de empilhamento  $\langle \mu \rangle$  (d). A eficiência foi medida em elétrons (ou pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*).

A Figura 6.7 apresenta as curvas de eficiência na detecção de elétrons para a cadeia `e28_lhtight_nod0_ivarloose` em dados de colisão de 2017. Em (a) compare-se as curvas de eficiência em função da energia transversa na região de análise do bóson  $Z$  (0–100 GeV) para todas as estratégias emuladas. Nela, é possível observar que todas as estratégias emuladas obtiveram aproximada a mesma curva de eficiência



em relação à referência a tual (v8). Em (b) compara-se a eficiência em detecção de elétrons em cada uma das regiões (em  $\eta$ ) do ATLAS. Novamente, todas as estratégias avaliadas apresentaram o mesmo comportamento em relação a referência atual. Por sua vez, em (c) compara-se as curvas de eficiência em função da energia transversa até 800 GeV. Nela é possível observar que, exceto para a referência (v8) e a cadeia noringer, todas as estratégias obtiveram perdas em eficiência a partir de 200 GeV.

Para a estratégia v9 é possível observar que o uso das (6) variáveis de calorimetria, através da fusão de redes multicamada (MLP), introduziu perdas nas regiões de mais alta energia. Esse efeito pode ser explicado pelo fato de que nessa faixa de energia, o elétron é capaz de penetrar até o calorímetro hadrônico. Especificamente nesse caso, as variáveis relacionadas as frações de energia, por exemplo o vazamento hadrônico, acabam perdendo sua capacidade de discriminação em sinal. No caso da cadeia noringer (vermelho), esse efeito é mitigado pelo não uso dos cortes em cima dessas variáveis a partir de 90 GeV. Assim, ao incluir essas variáveis, em especial o  $f_3$ , na rede de fusão, introduziu-se, também, esse efeito de perda no modelo final. Por fim, é possível observar, também, que as quedas são ainda mais acentuadas quando as estratégias avaliadas utilizam as redes de convolução unidimensional (v10 e v11) e bidimensional (v16), alimentadas pelos anéis, para compor a resposta final do modelo.

Tabela 6.13: Fronteiras para as regiões em  $\eta$  e  $E_T$  empregada no ajuste dos modelos e patamares de decisão, considerando a região de alta energia ( $E_T > 100$  GeV). Um total de 25 (30) regiões de espaços de fase são utilizadas para compor as fronteiras de atuação dos modelos (patamares de decisão).

Regiões do <i>ensemble</i> e patamares de corte						
Fronteira das Regiões em $E_T$ [GeV]						
15	20	30	40	50	$\infty$	
Fronteira das Regiões em $E_T$ [GeV]						
15	20	30	40	50	100	$\infty$
Fronteiras das Regiões em $ \eta $						
$0 \leq  \eta  < 0.8$				Barril		
$0.8 \leq  \eta  < 1.37$				Barril Estendido		
$1.37 \leq  \eta  < 1.54$				Crack		
$1.54 \leq  \eta  < 2.37$				Tampa		
$2.37 \leq  \eta  < 2.5$				Final da Tampa		

Como forma de mitigar essas perdas, optou-se por introduzir um novo patamar de corte em energia com objetivo de manter a eficiência ( $P_D$ ) nessa região. Assim, para as regiões entre  $[50 \rightarrow 100 \rightarrow \infty[$  GeV, em cada região de  $\eta$ , será utilizada a mesma rede neural com dois patamares de decisão diferentes. Contudo, sabe-se que essa estratégia não é ótima, sendo, portanto, necessário uma rede específica para cada espaço de fase e a remoção das variáveis confundidoras do T2Calo nas regiões

de alta energia. Todavia, com a proximidade do início da *Run 3*, optou-se por não retreinar modelos específicos para essas novas regiões. Assim, o *ensemble* de redes neurais, em cada estratégia, será composto por 25 redes neurais e 30 regiões de corte. A Tabela 6.13 apresenta as fronteiras utilizadas para compor os espaços de fase do *ensemble* e dos patamares de corte.

Após introduzir o novo patamar de corte somente para as cadeias ringer, exceto para a estratégia v8 (referência), as assinaturas de *trigger* foram emuladas novamente. A Figura 6.8 apresenta as curvas de eficiência em  $E_T$  e  $\eta$  para a cadeia e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose para cada uma das estratégias discutidas anteriormente. Em (b) é possível observar que após a introdução do novo patamar de ajuste, todas as estratégias mantiveram a mesma curva de eficiência em relação a referência atual (preto).

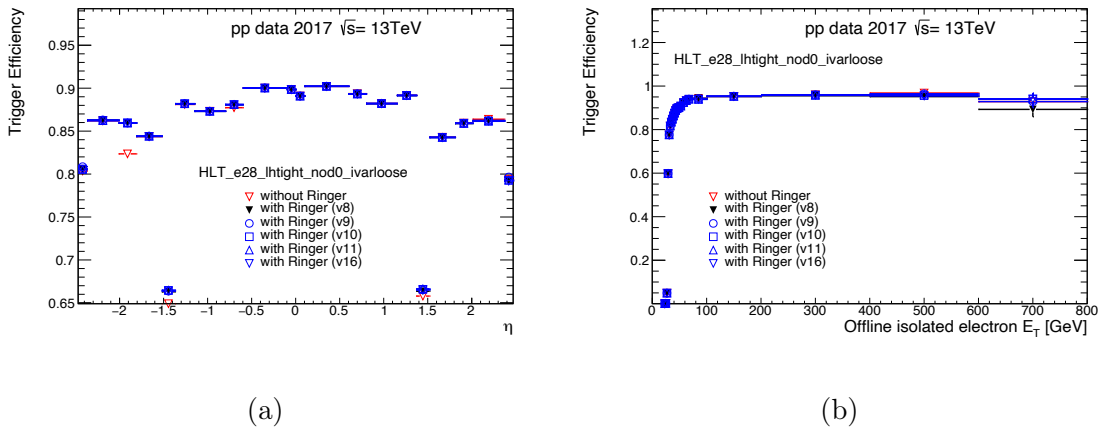


Figura 6.8: Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos por emulação, em função da energia transversa. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. o elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*).

Avaliou-se, também, as curvas de rejeição de falsos candidatos para as diversas estratégias do *NeuralRinger* estudadas. Para selecionar os falsos candidatos, aplicou-se a lógica inversa do método T&P (onde o objeto elétron *offline* não pode participar de nenhum par de elétrons do decaimento de  $Z$ ). Adicionalmente, exigiu-se que os candidatos fossem reprovados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). A Figura 6.9 apresenta as curvas de rejeição de falsos candidatos na etapa rápida de calorimetria (FastCalo) operando na cadeia mais restritiva (e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose). Neste ponto de operação (*tight*), observa-se um ganho em rejeição ao utilizar a estratégia v11 (triângulo cinza) na região abaixo de 100 GeV (a). Por outro lado, para a região acima de 100 GeV (b), é possível observar um empate entre as técnicas v10 e v11, apresentado, ambas a melhor curva em rejeição,

seguida pela curva de rejeição da estratégia v9. Aqui, todas as novas estratégias apresentaram ganhos significativos em relação à atual estratégia (v8).

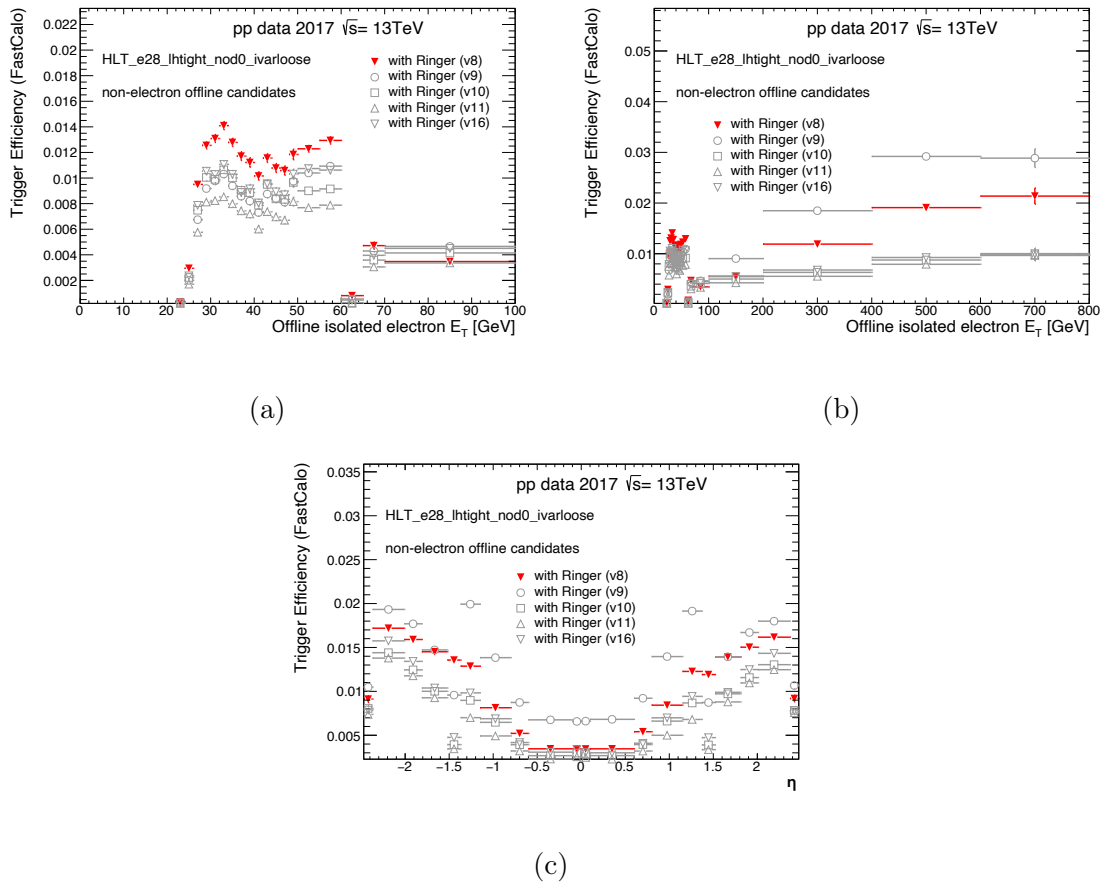


Figura 6.9: Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017, em função da energia transversa (a) abaixo de 100 GeV, energia transversa em alta energia (b) e posição em  $\eta$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*).

Em relação ao extremo oposto de operação, avaliou-se a cadeia e17\_lhvloose\_nod0\_L1EM15VHI com o objetivo de verificar o comportamento das diversas estratégias no ponto de operação menos restritivo (*lhvloose*). A Figura 6.10 apresenta as curvas de rejeição de falsos candidatos, para cada uma das estratégias, na etapa rápida de calorimetria (FastCalo). Em (a) apresenta-se as curvas de rejeição para a região de energia abaixo de 100 GeV. Nessa faixa, é possível observar que a estratégia v11 possui os menores valores de aceitação, exceto na faixa de [70, 100] onde existe uma diferença de aproximadamente 1%, para cima, em relação a referência (vermelho). Por outro lado, em (b), as curvas de rejeição de falsos candidatos apresentam um comportamento diferente do observado no ponto de operação mais restritivo (*tight*). Nesse caso, as estratégias v10 e v11 apresentaram maior instabilidade. Por

exemplo, para a faixa de energia de  $[100,400]$  GeV, ambas as estratégias operam com valores de  $F_A$  maiores que a referência atual (vermelho). Por outro lado, a estratégia v9 consegue manter-se, em toda faixa, abaixo da referência. Por fim, em (c) observa-se que na região de maior precisão do calorímetro ( $|\eta| < 0,8$ ), todas as novas estratégias apresentaram uma melhor curva de rejeição de falsos candidatos (próxima de zero) em relação a referência atual (vermelho). Especificamente nessa região, todas as demais estratégias apresentam valores próximos ou idênticos. Por outro lado, ao caminhar para as regiões da tampa ( $|\eta| > 1,5$ ) é possível observar que os modelos de convolução (v10 e v11) apresentam uma degradação em suas respostas. Nesse caso, apenas as estratégias v9 e v16 não foram afetadas por essa região, demonstrando, inclusive, valores similares à referência.

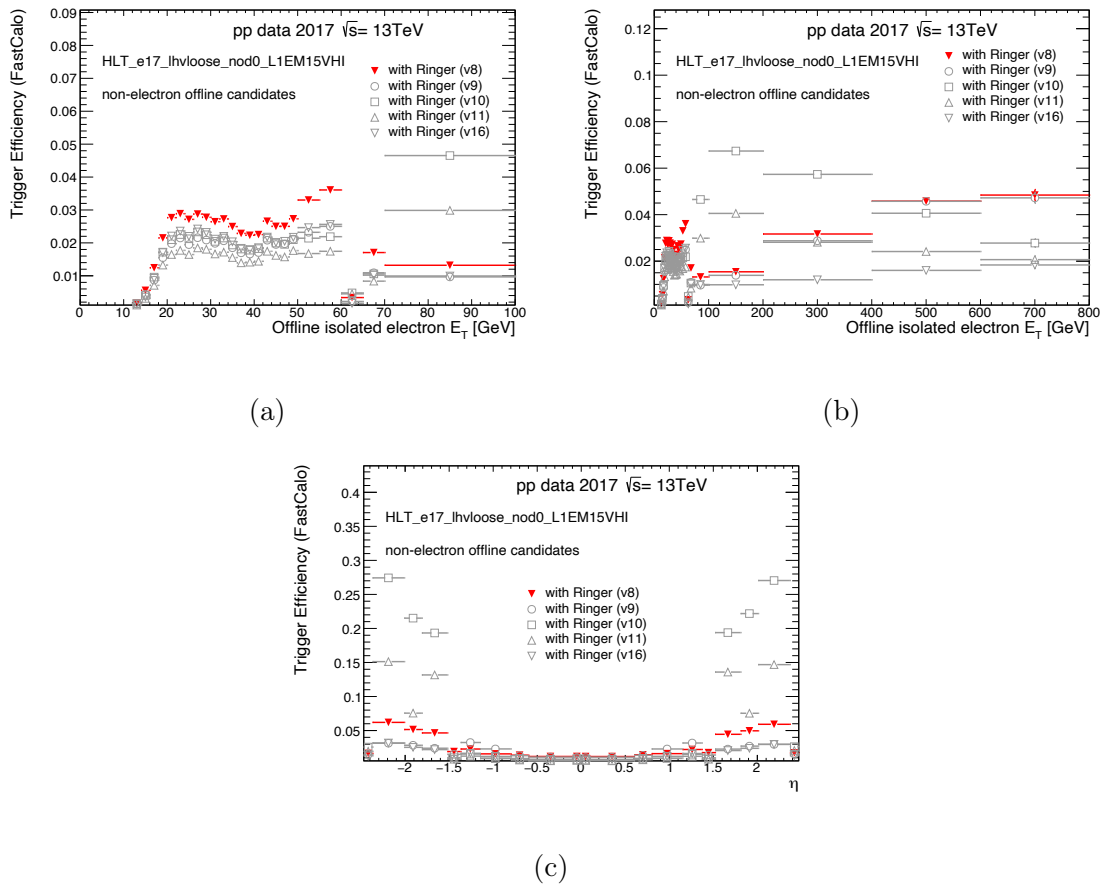


Figura 6.10: Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017, em função da energia transversa (a) abaixo de 100 GeV, energia transversa em alta energia (b) e posição em  $\eta$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*).

Por fim, ao avaliar os dois extremos de operação do sistema de filtragem *online* é possível concluir que a melhor estratégia, em especial para os pontos de operação

menos restritivos (maior  $P_D$ ), é uma composição de diferentes técnicas. Por exemplo, para as cadeias *vloose* apresentadas na Figura 6.10, uma composição de operação pode ser construída utilizando as estratégias v11 na região de precisão do calorímetro ( $|\eta| < 1,5$ ) e a estratégia v9 para as regiões da tampa. Por outro lado, para o ponto de operação mais restritivo (menor  $P_D$ ), é possível concluir que apenas uma estratégia, por exemplo v11, é suficiente.

### 6.3.2 Abordagem Utilizando Metade da Informação Anelada

A segunda abordagem apresentada utiliza-se de técnicas de fusão de informação e ou aprendizado profundo, combinadas com metade dos anéis de energia (50 anéis), para reduzir o falso alarme ( $F_A$ ) do sistema de filtragem *online* (considerando sempre a mesma probabilidade de detecção). Apresenta-se a seguir os resultados referentes aos ajustes dos modelos (v12 até v15), em dados de colisão de 2017, para os dois extremos de operação no sistema de filtragem *online* (*tight* e *vloose*).

Para permitir a comparação entre os diferentes modelos, os valores de referência ( $P_D$ ) utilizados para ajustar o ponto de operação das redes foram calculados a partir da resposta do algoritmo de cortes lineares (T2Calo), que operou na etapa rápida de elétrons (FastCalo), para o respectivo espaço de fase. A construção do *ensemble* de redes neurais inicia-se após a fase de ajuste (treinamento) de todos os modelos para as diversas topologias (Veja Apêndice D.2), sorteios (10), inicializações (10) e espaços de fase (25) segundo o método de validação cruzada descrito em 5.3.1. Em um determinado espaço de fase, apenas as melhores inicializações (redes com maior índice SP no conjunto de validação em um determinado sorteio) para cada versão foram avaliadas. A Tabela 6.14 apresenta os valores obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação, utilizando as topologias selecionadas, após ajustar todas as redes treinadas no ponto de operação ( $P_D$ ) do critério mais restritivo (*tight*) do algoritmo de referência (T2Calo) para todas as regiões de espaço de fase que compõe a decisão do sistema. Incluiu-se, também, os valores de validação cruzada das estratégias equivalentes (v8→v12, v9→v13, v10→v14 e v11→v15), discutidas na Subseção 6.3.1, a fim de comparar as diferenças entre as duas abordagens. Por outro lado a Tabela 6.15 apresenta os valores de validação cruzada no conjunto de validação após ajustar as redes treinadas no ponto de operação menos restritivo (*vloose*).

Tabela 6.14: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação para cada região do espaço de fase, para todas as versões. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase, para todos os modelos. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	Type	15 < $E_T$ [Gev] < 20			20 < $E_T$ [Gev] < 30			30 < $E_T$ [Gev] < 40			40 < $E_T$ [Gev] < 50			$E_T$ [Gev] > 50	
			$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
	v8	Cross Val.	97.78	92.60	12.43	98.68	94.79	9.03	99.18	95.94	7.24	99.57	96.17	7.18	99.63	89.41
	v12	Cross Val.	97.78	97.60	2.58	98.15	98.51	1.66	99.18	99.12	0.04	99.57	99.39	0.80	99.63	99.57
	v9	Cross Val.	97.78	97.56	2.65	98.10	98.58	1.67	99.18	99.00	0.08	99.57	99.35	0.86	99.63	99.60
0.00 < $\eta$ < 0.80	v13	Cross Val.	97.78	98.05	1.08	98.08	98.80	1.07	99.18	98.03	0.62	99.57	99.59	0.56	99.63	99.67
	v10	Cross Val.	97.78	97.96	1.85	98.03	98.76	1.16	99.18	98.01	0.72	99.57	99.46	0.65	99.63	99.67
	v14	Cross Val.	97.78	97.87	2.04	98.08	98.71	1.25	99.18	98.01	0.73	99.57	99.44	0.69	99.63	99.76
	v11	Cross Val.	97.78	97.77	2.24	98.08	98.65	1.39	99.18	98.01	0.84	99.57	99.40	0.76	99.63	99.75
	v15	Cross Val.	97.78	98.11	1.56	98.07	98.85	1.07	99.18	98.01	0.60	99.57	99.51	0.56	99.63	99.77
	v8	Reference	97.80	87.50	22.23	98.89	91.29	16.01	99.43	92.95	13.31	99.68	92.82	13.79	99.67	86.27
	v12	Cross Val.	97.80	96.72	4.36	98.21	97.78	3.17	99.43	98.68	0.05	99.68	99.08	1.62	99.67	99.24
	v9	Cross Val.	97.80	96.62	4.55	98.17	97.79	3.30	99.43	98.00	2.08	99.67	99.07	1.73	99.67	99.26
0.80 < $\eta$ < 1.37	v13	Cross Val.	97.80	97.46	2.87	98.10	98.39	2.11	99.43	98.04	0.98	99.68	99.26	1.16	99.67	99.52
	v10	Cross Val.	97.80	97.36	3.09	98.15	98.28	2.32	99.43	98.01	1.51	99.67	99.20	1.28	99.67	99.46
	v14	Cross Val.	97.80	97.11	3.57	98.23	98.90	2.50	99.43	98.00	1.71	99.68	99.19	1.44	99.67	99.71
	v11	Cross Val.	97.80	96.95	3.90	98.21	98.06	2.77	99.43	98.00	1.89	99.67	99.04	1.59	99.67	99.67
	v15	Cross Val.	97.80	97.56	2.68	98.18	98.89	1.92	99.43	98.00	1.37	99.68	99.28	1.12	99.68	99.72
	v8	Reference	96.60	78.52	37.67	94.61	84.59	24.86	96.83	88.55	19.37	97.28	89.64	17.68	98.32	49.49
	v12	Cross Val.	96.60	93.65	9.19	98.40	95.68	3.46	96.82	96.04	2.33	97.30	97.62	2.00	98.32	98.54
	v9	Cross Val.	96.60	94.24	8.09	96.96	96.09	2.42	96.83	96.06	1.74	97.25	97.88	1.48	98.32	98.87
1.37 < $\eta$ < 1.54	v13	Cross Val.	96.60	94.10	8.36	98.30	95.83	2.93	96.79	96.15	2.04	97.27	97.79	1.77	98.32	98.82
	v10	Cross Val.	96.60	94.97	6.64	97.75	96.17	2.24	96.84	96.07	1.55	97.37	98.07	1.22	98.32	98.38
	v14	Cross Val.	96.62	94.67	7.25	98.80	96.05	2.52	96.84	96.06	1.70	97.36	97.97	1.41	98.32	98.39
	v11	Cross Val.	96.60	95.16	6.28	98.78	94.60	2.11	96.81	96.04	1.51	97.28	98.01	1.26	98.32	98.39
	v15	Cross Val.	96.61	94.86	6.88	98.59	96.13	2.37	96.80	96.06	1.65	97.30	97.97	1.35	98.32	98.39
	v8	Reference	97.41	89.02	19.00	98.24	92.01	14.02	98.97	93.40	12.01	99.22	93.49	12.06	99.32	81.85
	v12	Cross Val.	97.41	96.47	4.48	98.35	97.51	3.21	98.98	98.01	2.31	99.21	98.69	1.83	99.32	98.83
	v9	Cross Val.	97.42	96.62	4.17	98.14	97.59	3.06	98.97	98.00	2.20	99.21	98.74	1.73	99.32	98.80
1.54 < $\eta$ < 2.37	v13	Cross Val.	97.41	97.08	3.26	98.09	97.88	2.28	98.98	98.01	1.70	99.22	98.96	1.32	99.32	99.01
	v10	Cross Val.	97.41	97.08	3.26	98.05	97.91	2.41	98.97	98.01	1.84	99.21	98.88	1.45	99.32	99.00
	v14	Cross Val.	97.41	96.99	3.44	98.14	97.83	2.58	98.98	98.01	1.90	99.21	98.89	1.50	99.32	99.28
	v11	Cross Val.	97.41	97.31	2.80	98.12	98.09	2.06	98.98	98.01	1.68	99.22	98.97	1.28	99.32	99.28
	v15	Cross Val.	97.41	97.27	2.87	98.06	98.03	2.18	98.97	98.01	1.68	99.22	98.94	1.35	99.32	99.33
	v8	Reference	93.51	71.19	48.06	95.74	74.48	44.10	96.70	77.12	40.24	97.13	77.32	40.22	96.02	52.49
	v12	Cross Val.	93.52	94.41	4.70	98.41	96.70	3.63	96.71	96.20	2.27	97.12	97.82	1.48	96.02	97.60
	v9	Cross Val.	93.51	94.12	5.27	98.48	95.99	3.88	96.71	96.09	2.47	97.13	97.70	1.60	96.02	97.60
2.37 < $\eta$ < 2.50	v13	Cross Val.	93.53	94.49	5.00	96.66	96.06	3.63	96.71	96.11	2.37	97.13	97.78	1.39	96.02	97.66
	v10	Cross Val.	93.47	94.26	4.31	96.37	95.76	3.24	96.72	96.12	2.16	97.13	97.87	1.52	96.02	97.84
	v14	Cross Val.	93.53	94.18	5.18	98.41	96.10	3.53	96.70	96.12	2.39	97.13	97.89	1.53	96.02	97.69
	v11	Cross Val.	93.46	94.46	4.54	98.48	96.38	3.29	96.68	96.12	2.09	97.13	97.91	1.26	96.02	97.84
	v15	Cross Val.	93.52	94.26	4.99	98.52	96.26	3.23	96.69	96.20	2.22	97.13	97.92	1.42	96.02	97.65

Tabela 6.15: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de validação para cada região do espaço de fase, para todas as versões. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*loose*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	Type	$15 < E_T [\text{GeV}] < 20$			$20 < E_T [\text{GeV}] < 30$			$30 < E_T [\text{GeV}] < 40$			$40 < E_T [\text{GeV}] < 50$			$E_T [\text{GeV}] > 50$			
			$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	
0.00 < $\eta$ < 0.80	v8	Reference	98.86	90.52	17.45	99.50	83.61	30.88	99.53	81.87	34.30	99.94	82.45	33.36	99.98	38.56	92.36	
	v8	Cross Val.	98.86±0.00	97.54±0.11	3.77±0.23	99.50±0.23	98.39±0.06	2.72±0.13	99.89±0.00	98.91±0.05	2.01±0.10	99.94±0.00	98.95±0.07	2.04±0.15	99.98±0.00	99.24±0.15	1.48±0.31	
	v12	Cross Val.	98.86±0.00	97.55±0.10	3.76±0.19	99.50±0.00	98.42±0.06	2.65±0.11	99.89±0.00	98.91±0.05	2.01±0.09	99.94±0.00	98.99±0.06	1.97±0.13	99.98±0.00	99.42±0.04	1.13±0.09	
	v9	Cross Val.	98.86±0.00	98.24±0.08	2.38±0.17	99.50±0.00	98.92±0.05	1.78±0.11	99.89±0.00	99.26±0.05	1.31±0.11	99.94±0.00	99.23±0.05	1.39±0.11	99.98±0.00	99.53±0.06	0.92±0.12	
	v13	Cross Val.	98.86±0.00	98.14±0.08	2.57±0.17	99.50±0.00	98.84±0.06	1.67±0.12	99.89±0.00	99.26±0.05	1.39±0.10	99.94±0.00	99.23±0.05	1.48±0.11	99.98±0.00	99.54±0.06	0.89±0.07	
	v10	Cross Val.	98.86±0.00	97.92±0.08	3.01±0.16	99.50±0.00	98.71±0.06	2.08±0.11	99.89±0.00	99.13±0.04	1.57±0.08	99.94±0.00	99.17±0.04	1.60±0.08	99.98±0.00	99.80±0.02	0.37±0.04	
	v14	Cross Val.	98.86±0.00	97.82±0.07	3.21±0.15	99.50±0.00	98.68±0.06	2.24±0.11	99.89±0.00	99.07±0.04	1.68±0.07	99.94±0.00	99.10±0.05	1.73±0.10	99.98±0.00	99.76±0.03	0.46±0.05	
	v11	Cross Val.	98.86±0.01	98.31±0.07	2.24±0.13	99.50±0.00	98.97±0.05	1.55±0.10	99.89±0.00	99.34±0.04	1.27±0.08	99.94±0.00	99.34±0.04	1.27±0.08	99.98±0.00	99.82±0.02	0.33±0.04	
	v15	Cross Val.	98.86±0.01	98.24±0.06	2.37±0.12	99.50±0.00	98.98±0.06	1.64±0.11	99.89±0.00	99.27±0.04	1.29±0.08	99.94±0.00	99.30±0.04	1.34±0.07	99.98±0.00	99.70±0.02	0.39±0.04	
	0.80 < $\eta$ < 1.37	v8	Reference	98.80	84.09	29.43	99.63	74.51	46.93	99.91	70.93	53.03	99.97	70.79	53.29	99.93	36.74	93.56
		v8	Cross Val.	98.80±0.00	96.48±0.12	5.81±0.24	99.63±0.00	97.29±0.10	5.01±0.20	99.91±0.00	97.85±0.12	4.18±0.23	99.97±0.00	97.77±0.14	4.41±0.28	99.98±0.00	98.97±0.10	1.98±0.19
		v12	Cross Val.	98.80±0.00	96.32±0.16	6.13±0.31	99.63±0.00	97.24±0.13	5.12±0.25	99.91±0.00	97.80±0.13	4.29±0.26	99.97±0.00	97.73±0.15	4.49±0.30	99.98±0.00	99.06±0.05	1.80±0.11
		v9	Cross Val.	98.80±0.01	97.46±0.10	3.88±0.19	99.63±0.00	98.12±0.07	3.37±0.14	99.91±0.00	98.53±0.11	2.85±0.23	99.93±0.00	98.50±0.10	2.96±0.20	99.93±0.00	99.38±0.03	1.17±0.06
		v13	Cross Val.	98.80±0.00	97.32±0.10	4.14±0.20	99.63±0.00	98.00±0.07	3.61±0.14	99.91±0.00	98.48±0.08	2.91±0.16	99.97±0.00	98.48±0.10	3.00±0.20	99.98±0.00	99.31±0.02	1.30±0.05
		v10	Cross Val.	98.80±0.00	96.91±0.11	4.97±0.22	99.63±0.00	97.74±0.09	4.13±0.18	99.91±0.00	98.21±0.09	3.46±0.18	99.97±0.00	98.20±0.10	3.55±0.20	99.98±0.00	99.73±0.01	0.47±0.02
v14		Cross Val.	98.80±0.01	96.72±0.17	5.33±0.34	99.63±0.00	97.58±0.07	4.45±0.14	99.91±0.00	98.09±0.11	3.71±0.22	99.97±0.00	98.08±0.12	3.79±0.23	99.98±0.00	99.67±0.02	0.60±0.04	
v11		Cross Val.	98.80±0.01	97.54±0.09	3.70±0.18	99.63±0.00	98.28±0.07	3.23±0.15	99.91±0.00	98.63±0.06	2.59±0.13	99.97±0.00	98.63±0.11	2.70±0.22	99.98±0.00	99.75±0.01	0.42±0.02	
v15		Cross Val.	98.80±0.00	97.47±0.09	3.85±0.19	99.63±0.00	98.19±0.07	3.52±0.15	99.91±0.00	98.62±0.05	2.66±0.10	99.97±0.00	98.63±0.09	2.70±0.18	99.98±0.00	99.71±0.01	0.51±0.03	
1.37 < $\eta$ < 1.54		v8	Reference	98.23	69.22	54.65	96.78	79.75	35.63	97.98	84.42	28.13	97.89	85.60	25.86	98.63	42.93	88.62
		v8	Cross Val.	98.23±0.01	91.83±0.92	14.34±1.78	96.79±0.02	96.02±0.22	4.75±0.42	97.97±0.02	97.45±0.23	3.07±0.45	97.90±0.07	97.81±0.11	2.28±0.24	98.63±0.00	98.59±0.04	1.46±0.07
		v12	Cross Val.	98.23±0.01	91.93±1.07	14.15±2.08	96.78±0.03	96.15±0.28	4.46±0.55	97.97±0.02	97.56±0.18	2.84±0.36	97.88±0.07	97.87±0.22	2.14±0.41	98.68±0.00	98.86±0.04	0.91±0.08
		v9	Cross Val.	98.23±0.01	92.65±0.83	12.76±1.61	96.77±0.05	96.72±0.19	3.32±0.37	97.98±0.03	97.80±0.21	2.20±0.43	97.91±0.11	98.12±0.12	1.67±0.20	98.63±0.01	98.94±0.02	0.65±0.08
		v13	Cross Val.	98.23±0.01	92.45±0.99	13.14±1.92	96.80±0.03	96.48±0.20	3.84±0.39	97.98±0.02	97.70±0.18	2.58±0.35	97.87±0.04	97.95±0.16	1.98±0.30	98.63±0.00	98.93±0.04	0.77±0.08
		v10	Cross Val.	98.23±0.01	93.61±0.69	10.89±1.34	96.78±0.02	96.85±0.16	3.09±0.31	97.98±0.06	98.03±0.16	1.93±0.31	97.86±0.11	98.24±0.15	1.37±0.26	98.63±0.02	0.15±0.02	
	v14	Cross Val.	98.23±0.01	93.33±0.52	11.43±1.01	96.77±0.03	96.72±0.12	3.34±0.25	97.98±0.02	97.91±0.16	2.16±0.32	97.89±0.04	98.16±0.13	1.58±0.25	98.63±0.01	99.19±0.02	0.24±0.03	
	v11	Cross Val.	98.24±0.01	93.92±0.68	10.30±1.33	96.78±0.02	96.96±0.15	2.85±0.30	98.01±0.06	98.08±0.20	1.85±0.36	97.87±0.09	98.23±0.15	1.40±0.30	98.63±0.01	99.25±0.01	0.14±0.02	
	v15	Cross Val.	98.24±0.01	93.63±0.63	10.87±1.24	96.79±0.02	96.80±0.14	3.18±0.27	97.98±0.06	97.97±0.17	2.05±0.34	97.91±0.10	98.21±0.14	1.48±0.26	98.63±0.01	99.20±0.01	0.22±0.02	
	1.54 < $\eta$ < 2.37	v8	Reference	98.26	83.46	30.14	99.58	81.02	35.62	99.92	80.42	36.96	99.97	80.55	36.77	99.98	41.60	90.08
		v8	Cross Val.	98.26±0.00	96.50±0.23	5.25±0.45	99.58±0.00	97.17±0.26	5.20±0.51	99.92±0.00	97.47±0.17	4.95±0.34	99.97±0.00	97.64±0.22	4.66±0.43	99.98±0.00	97.12±0.49	5.69±0.97
		v12	Cross Val.	98.26±0.00	96.71±0.10	4.82±0.19	99.58±0.00	97.26±0.05	5.02±0.09	99.92±0.00	97.61±0.09	4.66±0.17	99.97±0.00	97.85±0.15	4.24±0.30	99.98±0.00	97.32±0.30	5.30±0.59
		v9	Cross Val.	98.26±0.01	97.34±0.07	3.57±0.14	99.58±0.00	97.88±0.05	3.79±0.10	99.92±0.00	98.08±0.08	3.74±0.16	99.97±0.00	98.19±0.14	3.57±0.28	99.98±0.00	97.44±0.43	5.07±0.85
		v13	Cross Val.	98.26±0.01	97.24±0.05	3.79±0.10	99.58±0.00	97.77±0.05	4.03±0.10	99.92±0.00	98.03±0.09	3.85±0.17	99.97±0.00	98.18±0.13	3.58±0.25	99.98±0.00	97.83±0.36	4.30±0.72
		v10	Cross Val.	98.26±0.00	97.21±0.07	3.84±0.13	99.58±0.00	97.76±0.05	4.07±0.09	99.92±0.00	97.96±0.09	3.99±0.17	99.97±0.00	98.09±0.11	3.77±0.22	99.98±0.00	98.90±0.13	2.18±0.26
v14		Cross Val.	98.26±0.00	97.12±0.08	4.02±0.15	99.58±0.00	97.65±0.05	4.26±0.10	99.92±0.00	97.91±0.07	4.08±0.14	99.97±0.00	98.06±0.09	3.82±0.17	99.98±0.00	98.48±0.15	3.02±0.29	
v11		Cross Val.	98.26±0.00	97.50±0.07	3.26±0.15	99.58±0.00	98.05±0.04	3.46±0.08	99.92±0.00	98.26±0.08	3.30±0.16	99.97±0.00	98.36±0.11	3.24±0.23	99.98±0.00	99.01±0.10	1.96±0.20	
v15		Cross Val.	98.26±0.01	97.46±0.05	3.34±0.10	99.57±0.00	98.02±0.04	3.52±0.09	99.92±0.00	98.23±0.09	3.45±0.18	99.97±0.00	98.35±0.13	3.25±0.25	99.98±0.00	98.74±0.13	2.50±0.26	
2.37 < $\eta$ < 2.50		v8	Reference	93.95	59.24	67.31	95.79	69.32	52.82	96.72	73.78	46.03	97.13	73.80	46.31	96.02	50.46	79.95
		v8	Cross Val.	94.01±0.10	94.55±0.19	4.91±0.40	95.79±0.05	96.07±0.16	3.64±0.31	96.72±0.20	97.22±0.14	2.97±0.30	97.12±0.25	97.82±0.19	1.48±0.22	96.01±0.04	97.60±0.07	0.80±0.12
		v12	Cross Val.	94.00±0.10	94.23±0.25	5.33±0.48	95.78±0.03	95.95±0.16	3.89±0.33	96.74±0.13	97.09±0.10	2.47±0.20	97.13±0.13	97.76±0.25	96.02±0.12	97.60±0.09	0.81±0.12	
		v9	Cross Val.	93.96±0.09	94.63±0.24	4.70±0.49	94.63±0.05	96.18±0.11	3.42±0.24	96.74±0.09	97.25±0.17	2.24±0.28	96.95±0.18	97.78±0.08	1.39±0.17	97.60±0.05	0.73±0.11	
		v13	Cross Val.	93.98±0.09	94.40±0.35	5.18±0.67	95.78±0.06	96.07±0.17	3.64±0.33	96.75±0.10	97.19±0.13	2.37±0.23	97.11±0.15	97.80±0.09	1.52±0.18	96.04±0.11	0.76±0.10	
		v10	Cross Val.	93.99±0.08	94.60±0.20	4.78±0.40	95.78±0.06	96.27±0.14	3.24±0.27	96.77±0.11	97.30±0.15	2.17±0.26	97.13±0.31	97.87±0.20	1.38±0.24	96.13±0.32	0.74±0.07	
	v14	Cross Val.	93.93±0.12	94.27±0.24	5.38±0.47	95.79±0.04	96.12±0.18	3.55±0.34	97.00±0.12	97.86±0.20	2.39±0.24	97.26±0.32	97.86±0.07	1.53±0.29	96.01±0.09	0.76±0.09		
	v11	Cross Val.	93.90±0.11	94.58±0.26	4.73±0.51	95.80±0.05	96.40±0.14	3.00±0.28	96.68±0.12	97.30±0.15	2.09±0.25	97.09±0.22	97.91±0.19	1.26±0.24	96.08±0.16	0.78±0.05		
	v15	Cross Val.	93.99±0.18	94.41±0.26	5.16±0.53	95.79±0.03	96.27±0.16	3.26±0.31	96.78±0.19	97.26±0.11	2.25±0.29	97.27±0.12	97.92±0.13	1.42±0.16	96.01±0.04	0.69±0.09		

Por sua vez, as Tabelas 6.16 e 6.17 apresentam, em valores acumulados, os ganhos em rejeição para os dois extremos de operação avaliados. Ao comparar-se os valores médios de falso alarme de cada um dos pares é possível observar que a abordagem com metade dos anéis acrescenta  $\approx 1\%$  de falso alarme em relação a estratégia equivalente (com a informação completa dos anéis). No entanto, esse acréscimo em falso alarme ainda é mínimo dado que apenas metade da informação está sendo utilizada<sup>9</sup>.

Tabela 6.16: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo), para todas as versões. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.06	25.62
v8 (Cross Val.)	99.06 $\pm$ 0.00	1.33 $\pm$ 0.03
v12 (Cross Val.)	99.05 $\pm$ 0.00	1.28 $\pm$ 0.02
v9 (Cross Val.)	99.06 $\pm$ 0.00	0.87 $\pm$ 0.00
v13 (Cross Val.)	99.06 $\pm$ 0.00	0.95 $\pm$ 0.01
v10 (Cross Val.)	99.06 $\pm$ 0.00	0.65 $\pm$ 0.01
v14 (Cross Val.)	99.06 $\pm$ 0.00	0.75 $\pm$ 0.01
v11 (Cross Val.)	99.05 $\pm$ 0.00	0.55 $\pm$ 0.01
v15 (Cross Val.)	99.06 $\pm$ 0.00	0.63 $\pm$ 0.01

Tabela 6.17: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério menos restritivo (*vloose*) da referência (T2Calo), para todas as versões. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.67	78.68
v8 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	2.74 $\pm$ 0.12
v12 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	2.49 $\pm$ 0.09
v9 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	1.95 $\pm$ 0.09
v13 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	1.92 $\pm$ 0.09
v10 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	1.30 $\pm$ 0.04
v14 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	1.52 $\pm$ 0.04
v11 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	1.10 $\pm$ 0.03
v15 (Cross Val.)	99.67 $\pm$ 0.00	1.24 $\pm$ 0.03

<sup>9</sup>Embora não seja discutido a fundo neste trabalho, pode-se ainda propor uma redução no armazenamento. Hoje, cada evento completo para assinatura de elétrons consome  $\approx 54\text{kb}$ /evento onde os (100) anéis são responsáveis por 17% ( $\approx 9,2\text{kb}$ /evento) desse total. Assim, uma eventual proposta de redução na janela de reconstrução poderia economizar aproximadamente 4,6kb/evento caso fosse a ser implementada a nível de reconstrução.



### 6.3.2.1 Emulação das Cadeias

Para avaliar as estratégias discutidas anteriormente no sistema de filtragem *online*, utilizou-se uma ferramenta de emulação das cadeias de elétrons como forma de estimar as curvas de eficiência para uma determinada sequência de *trigger* especificada. Para o cálculo de eficiência na detecção de elétrons, no sistema de filtragem *online*, utilizou-se o método T&P para selecionar os possíveis candidatos provenientes do decaimento de  $Z \rightarrow ee$ .

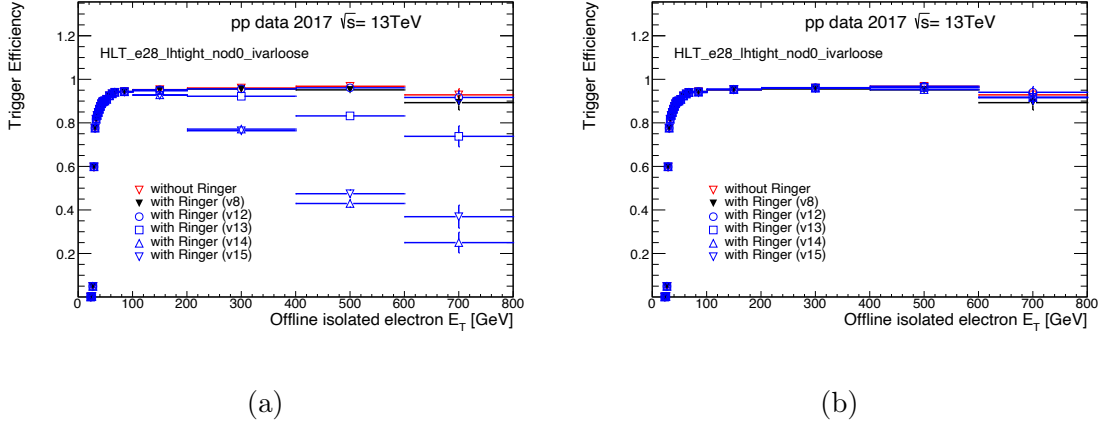


Figura 6.11: Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos por emulação, em função da energia transversa. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. o elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1, 37 < |\eta| < 1, 54$  e  $|\eta| < 2, 47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*).

A Figura 6.11 apresenta as curvas de eficiência em detecção de elétrons em função da energia transversa (até 800 GeV) para a cadeia `e28_lhtight_nod0_ivarloose` em dados de colisão de 2017. Em (a) é possível observar que, exceto para a referência atual (v8), sua equivalente com metade da informação dos anéis (v12) e a antiga referência de trigger (noringer), todas as estratégias apresentam perdas em eficiência a partir de 200 GeV (conforme discutido para a Figura 6.8). Ainda, é possível perceber que apenas os modelos multicamada (MLP) alimentados por anéis de energia (v8 e v12) foram capazes de manter sua eficiência constante em toda a faixa de energia a partir de 100 GeV.

Como forma de mitigar essas perdas, optou-se por introduzir um novo patamar de corte em energia (Tabela 6.13) com o objetivo de manter a eficiência ( $P_D$ ) nessa região. Assim, para as regiões entre  $[50 \rightarrow 100 \rightarrow \infty[$  GeV, em cada região de  $\eta$ , será utilizada a mesma rede neural com dois patamares de decisão distintos. Após introduzir os novos patamares de cortes, exceto para as estratégias `noringer` e `ringer` (v8 e v12), todas as estratégias passaram a apresentar a mesma curva de eficiência

(b) em relação a referência atual (preto).

Avaliou-se, também, as curvas de rejeição de falsos candidatos para as diversas estratégias do *NeuralRinger* estudadas. Para selecionar os falsos candidatos, aplicou-se a lógica inversa do método T&P (onde o objeto elétron *offline* não pode participar de nenhum par de elétrons do decaimento de Z). Adicionalmente, exigiu-se que os candidatos fossem reprovados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). A Figura 6.12 apresenta as curvas de rejeição de falsos candidatos na etapa rápida de calorimetria (FastCalo) operando na cadeia mais restritiva (e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose). Neste ponto de operação (*tight*), observa-se um ganho em rejeição ao utilizar a estratégia v15 na região abaixo de 100 GeV (a). Por outro lado, em (b), para a região acima de 100 GeV, é possível observar um empate entre as técnicas v14 e v15, apresentado, ambas a melhor curva em rejeição, seguida pela curva de rejeição da estratégia v13.

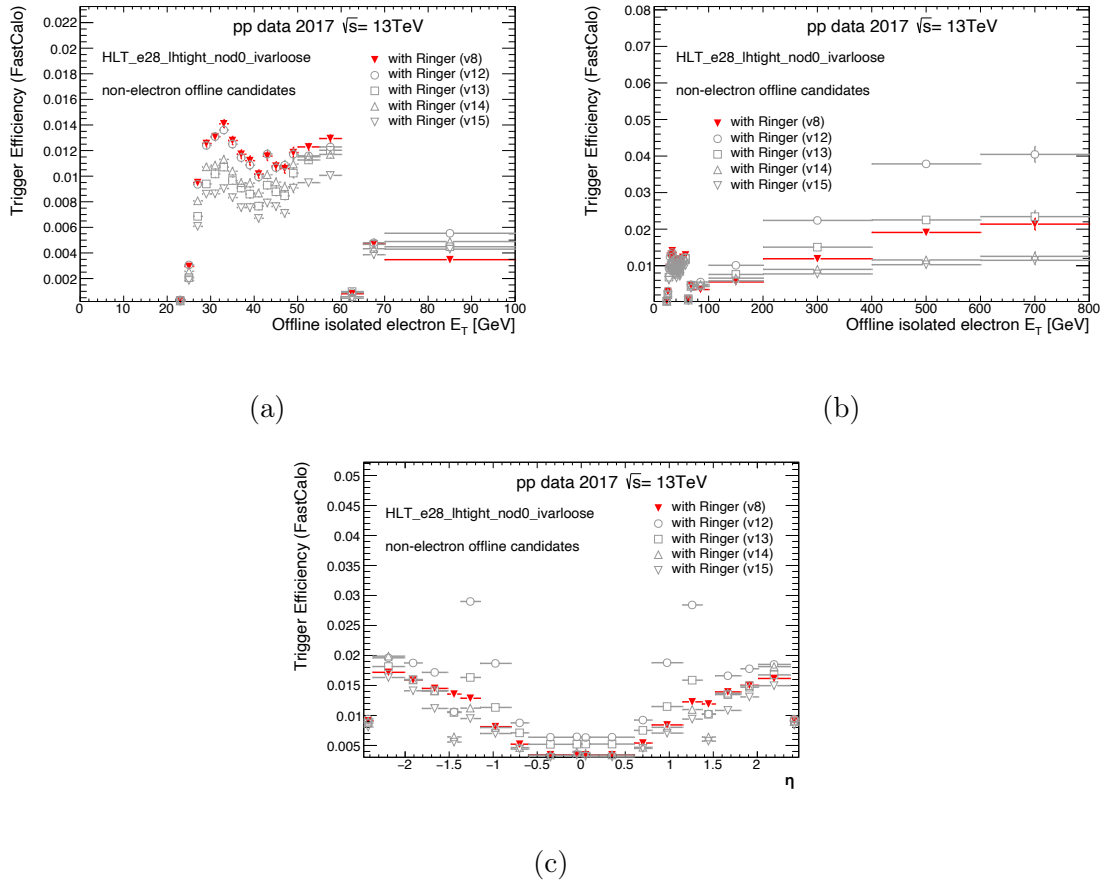


Figura 6.12: Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017, em função da energia transversa (a) abaixo de 100 GeV, energia transversa em alta energia (b) e posição em  $\eta$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson Z). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*).

Em relação ao extremo oposto de operação, avaliou-se a cadeia `e17_lhvloose_nod0_L1EM15VHI` com o objetivo de verificar o comportamento das diversas estratégias no ponto de operação menos restritivo (*lhvloose*). A Figura 6.13 apresenta as curvas de rejeição de falsos candidatos, para cada uma das estratégias, na etapa rápida de calorimetria (FastCalo). Em (a) apresenta-se as curvas de rejeição para a região de energia abaixo de 100 GeV. Nessa faixa, é possível observar que a estratégia v15 possui os menores valores de aceitação, exceto na faixa de [70, 100] onde existe uma diferença de aproximadamente 0.3%, para cima, em relação a referência (vermelho).

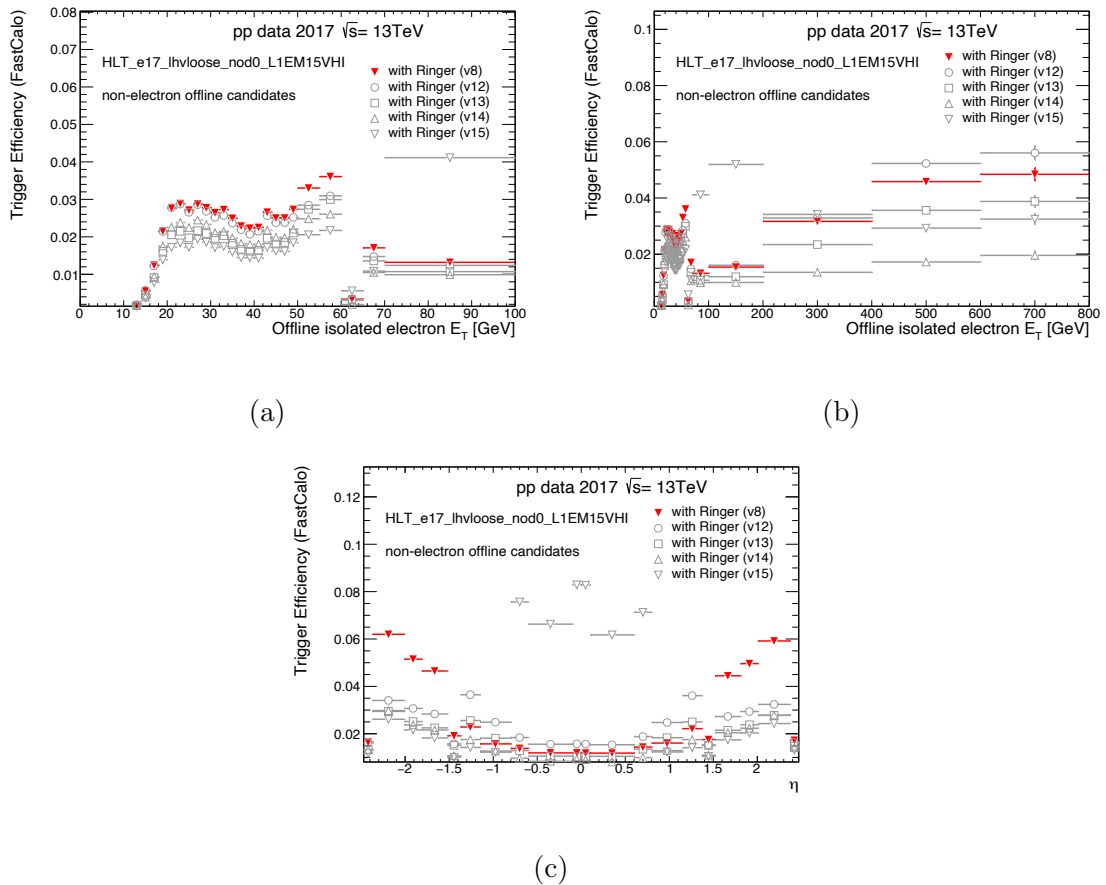


Figura 6.13: Emulação das curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos no ano de 2017, em função da energia transversa (a) abaixo de 100 GeV, energia transversa em alta energia (b) e posição em  $\eta$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*).

No entanto, a estratégia v13 e v14 apresentam melhor estabilidade. Por outro lado, em (b), as curvas de rejeição de falsos candidatos apresentam um comportamento diferente do observado no ponto de operação mais restritivo (*tight*). Nesse caso, a estratégias v15 apresentara maior instabilidade. Por exemplo, para a faixa

de energia de [100,400] GeV, a estratégia opera com valores de  $F_A$  maiores que a referência atual (vermelho). Ainda, a estratégia v14 consegue manter-se, em toda faixa, abaixo da referência. Por fim, em (c) observa-se que na região de maior precisão do calorímetro ( $|\eta| < 0,8$ ), a estratégia v15 apresentou valores de  $F_A$  maiores que 6% enquanto todas as outras técnicas ficaram próximas ou abaixo da referência (vermelho).

## 6.4 Impacto nas Demandas de CPU para *Run 3*

A atual estrutura de *software* do ATLAS, *Gaudi/Athena*, foi muito bem-sucedida durante as *Runs 1 e 2* do LHC [110]. No entanto, seu *design* de *single-thread* tornou-se cada vez mais problemático uma vez que o número de núcleos de CPU crescia e os recursos de memória continuavam limitados. Para a *Run 3*, o *software* responsável por gerenciar toda a infraestrutura de *trigger* foi alterado para a versão *multi-thread*<sup>10</sup>. Nesta nova versão, o compartilhamento de recurso de memória entre núcleos permite um consumo de memória mais inteligente. Assim, é possível executar diversos processos em paralelo com um consumo de memória muito menor. Para se adequar ao novo esquema de *software*, o algoritmo de tomada de decisão do *NeuralRinger* precisou ser reescrito e otimizado para o formato *multi-thread* (e *thread-safe*) do ATLAS. A primeira versão do algoritmo de tomada de decisão (HYPO) era dividida em duas etapas distintas: propagação dos anéis pela rede neural e armazenamento do discriminante em arquivo persistente; leitura do discriminante e tomada de decisão através da aplicação de um limiar de corte no discriminante gerado na primeira etapa.

Desta forma, o tempo consumido para tomar uma decisão era composto majoritariamente pelo tempo de gravação do valor do discriminante (70ms/evento) no sistema de gerenciamento de fluxo de dados do *Athena* e pelo tempo de propagação da rede neural totalmente implementada na linguagem C++. Para a *Run 3*, a etapa de gravação do discriminante foi removida e o código de propagação da rede foi substituído pela biblioteca de código aberto ONNX *Runtime* [111] da *Microsoft*. Esta opção foi adotada devido as limitações de modelos suportados pelo antigo código de inferência (somente redes do tipo MLP) e pela facilidade em importar modelos mais sofisticados, sem a necessidade de implementação, para o interior do *framework* de reconstrução *online*. Para verificar o tempo de processamento das inferências realizadas, dentro desse novo contexto, foram realizados três testes.

O primeiro teste avaliou o tempo de inferência de uma rede neural multicamada

---

<sup>10</sup>Este conceito de programação exige que todo ele seja *thread-safe*. Ou seja, um pedaço de código é dito *thread-safe* se ele apenas manipula estruturas de dados compartilhadas de uma forma que garanta uma execução segura através de várias *threads* ao mesmo tempo

(v8) idêntica àquela utilizada durante a *Run 2* na antiga biblioteca. Por sua vez, o segundo teste avaliou o tempo de inferência dessa mesma arquitetura na biblioteca ONNX. Por fim, o terceiro teste foi responsável por estimar o tempo de inferência de uma rede neural com arquitetura mais sofisticada (v11) através da nova biblioteca. A Figura 6.14 apresenta os resultados do tempo de inferência para cada um dos testes mencionados em dados de *enhanced bias* medidos separadamente em um nó de computação dedicado.

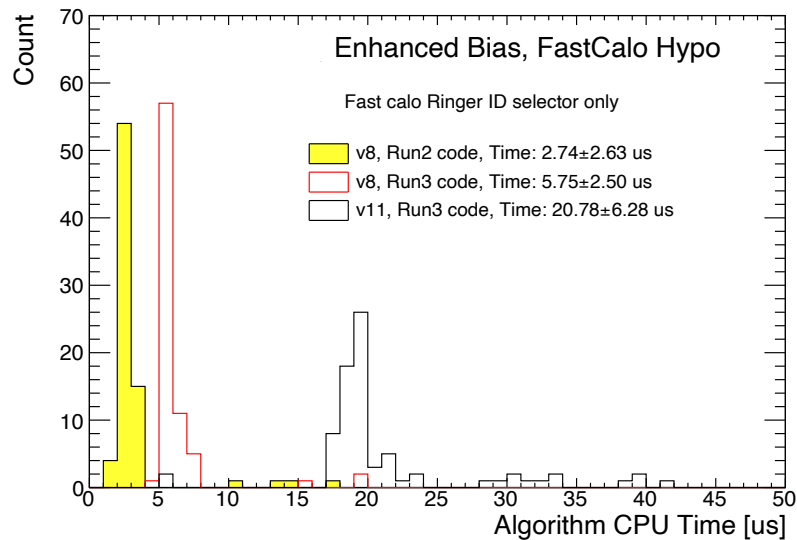


Figura 6.14: Tempo de execução em CPU para cada evento de cruzamento de pacote para o algoritmo de teste de hipótese do primeiro estágio de seleção da etapa rápida de elétrons (FastCalo) na *Run 3*. Os tempos foram medidos em um nó de computação dedicado em dados de *enhanced bias*. Em amarelo: tempo de inferência da arquitetura neural idêntica àquela utilizada em 2018 empregando a biblioteca da *Run 2*. Em vermelho: tempo de inferência da arquitetura neural idêntica àquela utilizada em 2018 empregando a biblioteca ONNX. Em preto: tempo de inferência de uma arquitetura neural mais sofisticada (v11) que àquela utilizada em 2018 empregada na biblioteca ONNX (*Run 3*).

É possível observar que o tempo de inferência da biblioteca da *Run 2* (amarelo) é, em média, aproximadamente  $2\times$  menor que o da biblioteca de inferência da *Run 3* (vermelho). Esse comportamento é esperado uma vez que a biblioteca ONNX foi projetada para uso geral (ou genérica). Por outro lado, a antiga biblioteca foi totalmente implementada para operar somente em arquiteturas multicamada (MLP). Ou seja, o custo de inferência é proporcional ao grau de generalização utilizado na implementação da biblioteca. Por sua vez, para o pior caso, a estratégia v11 que possui a arquitetura de rede neural mais sofisticada, apresenta um aumento de  $\approx 4\times$  em relação a estratégia atual (v8) utilizando a mesma biblioteca de inferência (ONNX).

Contudo, é importante mencionar que durante a *Run 2* (*Athena single-thread*),

o tempo de tomada de decisão do algoritmo completo do *NeuralRinger* era mais exigente (até 0,14 ms/evento). Ainda, grande parte desse tempo era gasto com a gravação do discriminante no sistema de arquivos (Veja em C.1.4). Por outro lado, para a *Run 3*, esse tempo foi reduzido para 0,00274ms/evento. Ou seja, mesmo para o pior caso, onde o tempo estimado é de 0,02078ms/evento, esses valores são muito menores que os medidos no antigo teste de hipótese da *Run 2*. Além da abordagem de redes neurais na etapa rápida de elétrons, hoje, é esperado o uso de redes profundas na etapa de precisão do HLT (último estágio) em substituição à antiga estratégia LH. Diferente do *NeuralRinger* que utiliza a biblioteca ONNX para realizar a inferência, o algoritmo DNN (*Deep Neural Network*), como é chamado a nova estratégia, é implementado pela biblioteca *lwtnn* [112]. Utilizando o mesmo conjunto de dados, observou-se que o tempo de inferência, em média, para o algoritmo DNN é de 0,200ms. Ou seja, uma ordem de grandeza maior que o pior caso do *NeuralRinger* na etapa rápida.

Ainda, deve-se atentar que mesmo para o pior caso do *NeuralRinger*, o tempo de inferência é muito menor que o tempo de *time-out* da etapa rápida, sendo, por tanto, praticamente desprezível quando comparado aos diversos algoritmos de reconstrução e (ou) tomada de decisão implementados na sequência de elétrons. Assim, constatou-se que o uso das estratégias apresentadas, até agora, é perfeitamente plausível dentro do ambiente de filtragem *online* do ATLAS.

# Capítulo 7

## Ambiente de Simulação e Reconstrução de Eventos

As colisões de partículas de alta energia podem produzir uma grande variedade de estados finais. Detectores altamente sofisticados são projetados para detectar e medir com precisão as partículas originadas de tais colisões. As colaborações experimentais geralmente contam com a geração de eventos de Monte Carlo (MC) para projetar e otimizar estratégias de análise específicas. Sempre que tais estudos exigem um alto nível de precisão, as interações de partículas de longa duração com o conteúdo de matéria do detector são totalmente simuladas com o pacote *Geant* [113], a resposta eletrônica é emulada por rotinas dedicadas e os observáveis finais são reconstruídos por meio de complexos algoritmos. Em grande parte dos simuladores de eventos, a emulação da eletrônica e a observação desses eventos são realizadas por complexos *frameworks* de reconstrução de eventos de colisão.

Na grande maioria dos experimentos de altas energias de grande porte, como os experimentos ATLAS e CMS, por exemplo, a simulação de eventos é realizada pelos *frameworks* de reconstrução. Esses ambientes são desenvolvidos para permitir a reconstrução e observação dos eventos através de simulação de Monte Carlo, disponibilizada pelo *Geant*, ou através de colisão (dados reais) obtidos pelos milhares de canais de leitura instalados nos detectores de partículas do experimento. Todavia, a complexidade do experimento é diretamente proporcional a complexidade envolvida na construção desses ambientes de simulação e reconstrução. Ainda, a quantidade de algoritmos utilizados em cada etapa, a quantidade de dependências de ferramentas e a dificuldade de uso desses ambientes, muitas vezes restrito a um pequeno grupo de pessoas especializadas, tornam bastante custoso o desenvolvimento de novas técnicas de reconstrução, ou seleção de eventos, pela comunidade científica de física de altas energias.

Este capítulo irá cobrir os principais ambientes de simulação e reconstrução de eventos utilizados pelos experimentos mais modernos da atualidade. Ainda, será

proposto um novo ambiente de simulação e reconstrução de eventos, inspirado nos *frameworks* mais modernos, com o objetivo de ser de fácil uso, manutenção e expansão pela comunidade acadêmica (alunos, professores e pesquisadores). Por fim, a união de todos esses ingredientes terá como propósito incentivar o desenvolvimento de novas estratégias (provas de conceito), ou estudos, dentro de um ambiente controlado, que poderão ser utilizados como base para novos estudos ou implementações dentro dos ambientes de uma colaboração experimental como o ATLAS ou CMS.

A Seção 7.1 irá descrever os principais ambiente de simulação e reconstrução de eventos na Física de Altas Energias. Em 7.1.1 será apresentado o ambiente de simulação completa adotado pelo experimento ATLAS. Em 7.1.2 será abordado o *framework Delphes*, que utiliza um método de simulação parametrizada, de baixo custo computacional, diferente do *Geant*, para simular eventos em um experimento genérico. Por sua vez, em 7.1.3 será apresentado diversos trabalhos na área de inteligência computacional que utilizam redes neurais para simular eventos, de forma rápida, em contrapartida ao atual estado da arte, o *Geant*. Por fim, a Seção 7.2 irá apresentar uma nova proposta de ambiente de simulação completa, baseada no *Geant*, e reconstrução de eventos em um detector de propósito geral inspirado nos sistemas de calorimetria do experimento ATLAS.

## 7.1 Os Principais Ambientes de Simulação e Reconstrução de Eventos Na Física de Altas Energias

Nesta seção serão apresentados os principais *frameworks* e trabalhos realizados na área de física de altas energias para a simulação de eventos em experimentos reais, como o ATLAS, e genéricos. Será dado uma maior ênfase as técnicas de simulação em sistemas de calorimetria. Ainda, será discutido, também, os principais trabalhos na área de simulação rápida de eventos, em calorimetria, em contrapartida a simulação completa, de maior custo computacional, realizada pelo pacote *Geant*, atual estado da arte em simulações de Monte Carlo.

### 7.1.1 Simulação Completa e Reconstrução de Eventos no Experimento ATLAS

No contexto do experimento ATLAS, os requisitos básicos exigidos pelos físicos para realizarem suas tarefas é um conjunto de programas e ferramentas para realizar simulações de eventos, reconstruções, seleção de eventos, visualização e outros. Além de um conjunto de ferramentas que permitam a escrita de programas de análise e



monitoramento dos dados obtidos. Ainda, esse conjunto de ferramentas deve ser algo fácil de usar e extremamente flexível. Para suprir esses requisitos, a colaboração desenvolveu o *framework* de reconstrução *Athena* [114]. Sendo grande parte de sua arquitetura herdada do *framework* de propósito geral *Gaudi* [115], originalmente desenvolvido para o LHCb. Por ser um ambiente totalmente modularizado, o *Athena* permite isolar o usuário de detalhes não necessários (outros serviços e interfaces). Assim, os principais benefícios desta abordagem são:

- **Flexibilidade:** Permite que o usuário conecte os diferentes componentes<sup>1</sup> de diferentes maneiras para desempenhar diferentes tarefas;
- **Simplicidade:** *Softwares* utilizados para acessar, por exemplo, uma base de dados, são normalmente complexos de serem desenvolvidos e entendidos. Todavia, a maioria dos detalhes são pouco interessantes para um usuário que deseja simplesmente ler dados e salvar seus resultados. Desta forma, um componente para acessar dados pode ser desenvolvido de forma a fornecer somente a funcionalidade desejada, abstraindo, assim o usuário de qualquer detalhe intrínseco ao serviço solicitado. Além disso, a interface (conjunto de métodos visíveis para o usuário) para este componente (ou serviço) continuaria a mesma, independente da tecnologia de armazenamento utilizada pela base de dado do exemplo;
- **Robustez:** Todos os módulos e serviços devem ser isolados e possuírem uma interface bem definida e conhecida. Permitindo assim, o desenvolvimento por um grande número de colaboradores e alteração de tecnologia sem que um usuário, que utilize um determinado serviço, precise sequer saber desta mudança;

#### 7.1.1.1 Visão Geral do *Athena*

O propósito do ambiente *Athena*, implementado em C++, é fornecer uma infraestrutura que preencha tais requisitos mencionados. Ainda, o *Athena* deve prover uma comunicação para a linguagem *Python* [116], que é utilizada para a configuração dos algoritmos de reconstrução de eventos e condições do experimento. Normalmente esse conjunto de configurações necessárias para executar o *Athena* são colocados em um arquivo, ou conjunto arquivos, chamado de *Job Options*, ou opções de trabalho e podem ser facilmente adaptados ou alterados sem a necessidade de compilação. Por ser um ambiente de propósito geral, este deve cobrir alguns modos de operação,

---

<sup>1</sup>No contexto de engenharia de *software*, os componentes permitem a execução de um determinado serviço pelo cliente. Os serviços oferecidos por um componente são disponibilizados através de uma interface conhecida.

divididos através de versões ou *releases*, conteúdo determinados pacotes ou ferramentas, dependendo do seu objetivo. Nesse sentido, três grupos de versões podem ser citados:

- **Versão de simulação:** Esta versão do *Athena* é desenhada especificamente para a simulação de eventos de Monte Carlo através dos módulos do *Pythia*, *Geant* e digitalização (emulação da eletrônica do detector). Além de conter todas as etapas de reconstrução de eventos, normalmente utilizadas nas demais versões;
- **Versão para colisão:** Esta versão do *Athena* é utilizada especificamente para atuar nas máquinas dedicadas ao processamento do sistema de filtragem de alto nível (HLT) do ATLAS. Diferente da versão de simulação, que recebe a interação da partícula com o material do detector e digitaliza essa informação para gerar o sinal eletrônico dos sensores, essa versão recebe os sinais eletrônicos dos sensores diretamente do nível 1 de filtragem, através do DAQ, e processa essas informações utilizando os algoritmos de reconstrução de eventos para a filtragem *online*;
- **Versões extendidas:** Além das versões citadas, o *Athena* possui extensões dedicadas a análise física e derivação<sup>2</sup>.

#### 7.1.1.2 Cadeia de Simulação

Especificamente no contexto de simulação de eventos, alguns dos principais pacotes disponibilizados pelo *Athena* são:

- *Pythia*: O *Athena* provê interface para o *Pythia* [117]. Este módulo realiza simulações de colisões por Monte Carlo. O processo de simulação grava as informações dos eventos de colisão em um registro específico que é utilizado na etapa de reconstrução;
- *Geant*: O *Geant4*<sup>3</sup> [113] é um conjunto de ferramentas que permitem simular a interação das partículas com a matéria. Nesta etapa são calculados os depósitos de energia deixados pelas partículas através do material do detector. O

---

<sup>2</sup>Os dados brutos (armazenados de colisões passadas) passam por derivações para a geração de conjuntos de dados específicos e pré-selecionados para uma aplicação. A geração de derivações é extremamente importante para reduzir a banda e processamento de eventos desnecessários. Por exemplo, o reprocessamento dos dados de 2016, em formato de análise, contém 1,1 PB, enquanto sua derivação EGAM-1, por exemplo, equivale a somente à 12 TB desses dados. Por esse motivo, o *Athena* possui uma versão dedicada a essa tarefa.

<sup>3</sup>O *Geant4* (*Geometry and Tracking*), citado apenas como *Geant* neste trabalho, é um conjunto de ferramentas computacionais para simulação do transporte da radiação por métodos MC. É o sucessor da série *Geant* de *software toolkits* desenvolvida pelo CERN e o primeiro código MC a usar programação orientada à objeto (C++). Seu desenvolvimento, manutenção e suporte ao usuário são realizados pela *Geant4 Collaboration*.

processo de propagação do chuva de partículas é considerado de alto custo computacional podendo demandar, dependendo do tipo de evento e processo simulado, uma longa duração.

Por integrar esses dois pacotes, a simulação de eventos, no *Athena*, segue uma lógica de execução bem definida. A Figura ?? representa as etapas de simulação utilizadas pelo *Athena* para gerar os eventos produzidos pela simulação de Monte Carlo.

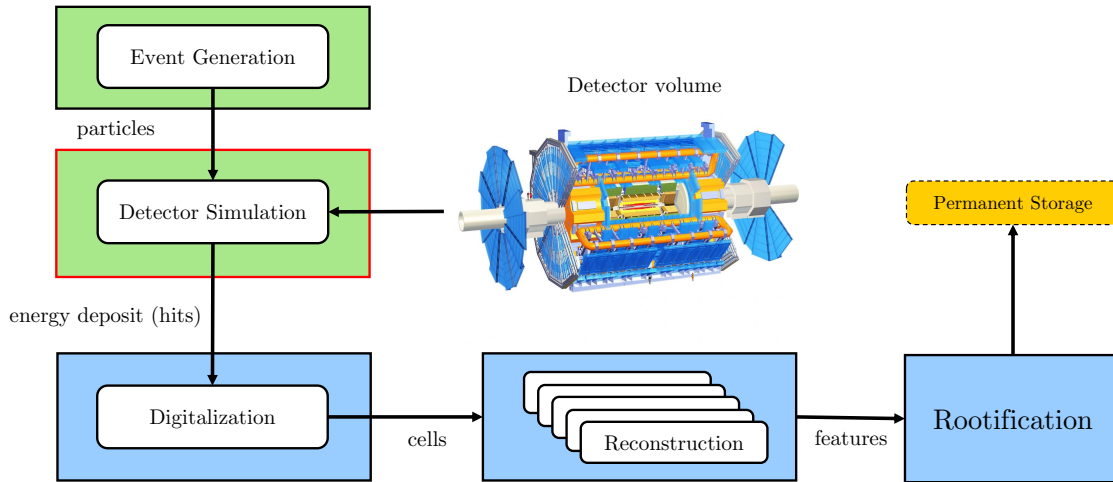


Figura 7.1: Etapas de simulação de eventos, de forma simplificada, realizadas pelo *framework Athena*. A fase de simulação do detector e propagação do evento, assinalado em vermelho, representam a etapa de maior custo computacional da cadeia de simulação. A última etapa (*Rootification*) representa a fase de análise onde as informações produzidas pela etapa de reconstrução são armazenadas em arquivos compatíveis com o formato ROOT.

Após realizar a geração de eventos de colisão através do módulo do *Pythia* (etapa 1), essas partículas são propagadas pelo material dos detectores do ATLAS simulados pelo módulo do *Geant* (etapa 2). A passagem de uma determinada partícula pela matéria é simulada utilizando métodos de Monte Carlo e a informação deixada pela interação da partícula com matéria do detector é armazenada<sup>4</sup>. Como o detector real é composto por um conjunto de sensores com granularidades pré-definidas, é necessário contabilizar a energia total depositada, através da soma das energias deixadas pela passagem das partículas, em um determinado volume dentro do detector. Tomando como exemplo um calorímetro e sua menor unidade de medida, a célula, nesta etapa é contabilizada a energia total depositada, pela simulação, em

<sup>4</sup>O depósito de energia, em uma determinada posição  $(x,y,z)$ , deixada por uma partícula, em um tempo  $t$ , que interagiu com um determinado material do calorímetro pode ser calculada pela diferença entre os estados inicial (*pre*) e final (*pos*) obtidos pelo *Step (G4Step)* atual. O somatório das energias depositadas, para cada partícula que atravessa um determinado volume, por exemplo uma célula no calorímetro, forma um *hit*.

um volume de mesmo tamanho e posição de uma determinada célula do calorímetro. Este processo é repetido para todas as células, ou sensores (regiões), dos detectores simulados. A próxima etapa realizada pelo *framework*, após contabilizar as energias em cada um dos sensores utilizados (*hits*) produzidos pela simulação do módulo do *Geant*, é a digitalização.

A etapa de digitalização (etapa 3) é composta pela emulação da eletrônica do conjunto de sensores, por exemplo as células, que compõem os detectores. Essa emulação é dada pela emulação do pulso eletrônico característico, conhecido, e pela energia depositada no sensor. Após a geração do pulso eletrônico, é utilizado um estimador de energia que irá contabilizar a energia depositada no sensor levando em consideração o sinal eletrônico. Por fim, essas informações são disponibilizadas para as demais etapas de reconstrução (etapa 4) que irão prover informações de alto nível (descritivas) sobre o evento e armazená-las em formato persistente para análise ou estudos específicos (etapa 5). Uma outra característica importante, presente na etapa de digitalização, que será discutida posteriormente, é a simulação do empilhamento *out-of-time* e *in-time*. Vale lembrar que as etapas discutidas aqui representam uma versão simplificada da cadeia de processamento de simulação, desempenhada pela colaboração ATLAS, que possui muitas outras etapas intermediárias não mencionadas.

### 7.1.2 Simulação Rápida de Eventos Em Experimentos Genéricos Utilizando O Framework Delphes

As colisões de partículas de alta energia podem produzir uma grande variedade de estados finais. Detectores altamente sofisticados são projetados para detectar e medir com precisão as partículas originadas de tais colisões. As colaborações experimentais geralmente contam com a geração de eventos de Monte Carlo para projetar e otimizar estratégias de análise específicas. Sempre que tais estudos exigem um alto nível de precisão, as interações de partículas com o conteúdo de matéria do detector são totalmente simuladas com o pacote *Geant*, a resposta eletrônica é emulada por rotinas dedicadas e os observáveis finais são reconstruídos por meio de complexos algoritmos. Para lidar com as limitações de recurso computacional e, ainda, permitir a simulação de grandes amostras, as colaborações do LHC desenvolveram técnicas de simulação rápida [118–120] que são duas a três ordens de magnitude mais rápidas do que as simulações completas baseadas no *Geant*.

Ainda, esses procedimentos requerem experiência e a implantação de recursos de computação em grande escala que podem ser manipulados apenas por grandes colaborações. Para a maioria dos estudos fenomenológicos, esse nível de complexidade não é necessário e uma abordagem simplificada, com base na parametrização

da resposta do detector, é geralmente boa o suficiente. Em 2009, o *framework Delphes* [121] foi projetado para atingir tal objetivo. O *framework Delphes* toma como entrada a saída do gerador de eventos mais comum, por exemplo o *Pythia*, e executa uma simulação rápida e realista de um detector de uso geral previamente configurado pelo usuário. Para fazer isso, as partículas que emergem das colisões são propagadas pelos calorímetros dentro de um campo magnético uniforme paralelo à direção do feixe.

Em um de seus experimentos genéricos, disponibilizado por padrão, o *framework Delphes* é capaz de simular a resposta de um detector composto por um detector interno de traços, calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos e um sistema de múons. Todos são organizados concentricamente com uma simetria cilíndrica em torno do eixo do feixe. O usuário pode especificar o volume ativo do detector, a segmentação do calorímetro e a força do campo magnético uniforme. Por simplicidade, apenas os sistemas de calorimetria, do *framework Delphes* serão descritos, em detalhes.

### 7.1.2.1 Estimação de Energia nos Calorímetros

O primeiro passo realizado pela *Delphes* é a propagação de partículas dentro de um campo magnético axial uniforme paralelo à direção do feixe. O campo magnético atua dentro do volume do detector de traços. Se a partícula for neutra, sua trajetória é uma linha reta do ponto de produção até uma célula do calorímetro. Se estiver carregado, segue uma trajetória helicoidal até atingir os calorímetros. Partículas que se originam de um ponto fora do volume do rastreador são ignoradas. Partículas carregadas têm uma probabilidade definida pelo usuário de serem reconstruídas como traços no interior do volume do detector interno. Uma resolução angular perfeita nas trilhas é assumida, portanto, apenas uma degradação na norma do vetor de momento transversal é aplicada no estágio de propagação das partículas. Esta hipótese é válida para a maioria dos detectores de partículas. Quanto à eficiência de rastreamento, as resoluções de energia e momento podem ser especificadas pelo usuário e dependem do tipo de partícula, momento transverso e pseudorapidez.

Após sua propagação no campo magnético, as partículas atingem os calorímetros. O calorímetro eletromagnético (ECAL) é responsável por medir a energia de elétrons e fótons, enquanto o calorímetro de hádrons (HCAL) mede a energia de hádrons carregados e neutros. No *Delphes*, os calorímetros possuem segmentação finita em pseudorapidez e ângulo azimutal ( $\eta$ ,  $\phi$ ). O tamanho das células pode ser definido em um arquivo de configuração. Por simplicidade, a segmentação é uniforme em  $\phi$  e, por razões computacionais, a mesma granularidade para ECAL e HCAL é aplicada. A coordenada do depósito de energia do calorímetro resultante, a torre (ECAL e HCAL), é calculada como o centro geométrico da célula.

As partículas que atingem os calorímetros depositam uma fração fixa de sua

energia nas células ECAL ( $f_{ECAL}$ ) e HCAL ( $f_{HCAL}$ ) correspondentes. Visto que ECAL e HCAL estão perfeitamente sobrepostos, cada partícula atinge uma célula ECAL e uma célula HCAL. As células ECAL e HCAL resultantes são agrupadas em uma torre do calorímetro. Por padrão, elétrons e fótons deixam toda sua energia em ECAL ( $f_{ECAL} = 1$ ). Embora em um detector real hádrons estáveis depositem uma fração significativa de sua energia no ECAL, no *Delphes* assume-se que toda a sua energia é depositada no HCAL ( $f_{HCAL} = 1$ ). Ainda, partículas como Káons têm vida útil finita, mas são considerados estáveis pela maioria dos geradores de eventos. Todavia, ao invés de decompor essas partículas, considera-se que elas compartilham seu depósito de energia entre ECAL e HCAL ( $f_{ECAL} = 0,3$  e  $f_{HCAL} = 0,7$  foram escolhidos de acordo com os produtos de decaimento dominantes de tais partículas). Múons, neutrinos e neutralinos, não depositam energia nos calorímetros. Os valores apresentados são fornecidos por padrão, todavia, o usuário é capaz de alterar as frações de energia, para cada partícula, através de um arquivo de configuração.

A resolução dos calorímetros não depende do tipo da partícula e é parametrizada em termos da energia da partícula incidente e sua pseudorapidez:

$$\sigma(E, \eta) = E \sqrt{\left(\frac{S(\eta)}{\sqrt{E}}\right)^2 + \left(\frac{N(\eta)}{E}\right)^2 + C(\eta)^2} \quad (7.1)$$

Onde  $S$ ,  $N$  e  $C$  representam o termo estocástico, o ruído e a constante respectivamente. A energia dos depósitos eletromagnéticos e hadrônicos são obtidos através de uma distribuição log-normal. O valor final da energia da torre é calculado como:

$$E_{Tower} = \sum_{particulas} \ln \mathcal{N}(f_{ECAL} \cdot E, \sigma_{ECAL}(E, \eta)) + \ln \mathcal{N}(f_{HCAL} \cdot E, \sigma_{HCAL}(E, \eta)) \quad (7.2)$$

A energia de cada partícula, que atinge uma determinada torre, é totalizada através do somatório de energia dessa torre.  $\ln \mathcal{N}(m, s)$  é a distribuição log-normal com média  $m$  variância  $s$ . Os parâmetros  $\sigma_{ECAL}$  e  $\sigma_{HCAL}$  são as resoluções do ECAL e HCAL respectivamente, definidas na equação 7.1. Uma torre do calorímetro também é caracterizada por sua posição no plano ( $\eta, \phi$ ), dada pelo centro geométrico da célula correspondente. As torres de calorímetro são, junto com os traços produzidos pelo detector interno, ingredientes cruciais para reconstruir elétrons e fótons isolados, bem como objetos de alto nível, como jatos e a energia transversa ausente. Essas informações elementares são armazenadas em um arquivo do tipo ROOT e podem ser utilizadas, pelo usuário, para reconstruir um evento através de um conjunto de algoritmos de reconstrução e identificação.

### 7.1.3 Simulação Rápida de Eventos Em Experimentos Genéricos Utilizando Redes Neurais

A modelagem baseada em física (simulação completa) de chuveiros de partículas em calorímetros com o *Geant*, como o estado da arte, é a parte mais exigente computacionalmente de todo o processo de simulação e pode levar minutos por evento em plataformas de computação distribuída de alto desempenho. A produção de resultados físicos é frequentemente limitada pela ausência de simulação de Monte Carlo adequada, e o aumento da luminosidade no LHC apenas agravará o problema. Por exemplo, os experimentos ATLAS e CMS na fase de alta luminosidade do LHC (HL-LHC) verão, cada um, cerca de 3 bilhões de eventos de pares de quarks top [122, 123]. Ou seja, para uma incerteza estatística significativamente abaixo da incerteza dos dados, centenas de bilhões de eventos simulados seriam necessários para a realização dos estudos nessas condições. Todavia, isso não é possível usando técnicas completas de simulação de detector com os recursos computacionais existentes. Atualmente, a simulação MC completa ocupa 50-70% dos recursos computacionais dos experimentos em todo o mundo, o equivalente a bilhões de horas de CPU por ano [124, 125].

A relevância da etapa de simulação do calorímetro desencadeou o desenvolvimento de soluções de simulação aproximadas e rápidas para mitigar sua complexidade computacional. Técnicas de simulação rápida contam com chuveiros parametrizados [126], como as utilizadas pelo *framework Delphes*, para flutuações e tabelas de consulta para interações de baixa energia [121, 127]. Para muitas aplicações, essas técnicas são suficientes. No entanto, análises que utilizam a estrutura detalhada de chuveiros para identificação de partículas, bem como calibração de energia e direção podem não ser capazes de confiar nessas abordagens simplificadas. Para capturar essas estruturas, as simulações de eventos baseadas em redes neurais, incluindo GANs (*Generative Adversarial Neural Networks*) [128], auto-encoders [129] e adversarial auto-encoders [130] tem sido estudadas em diversas áreas da ciência, como cosmologia [131], física de materiais condensada [132] e oncologia [133] como alternativa aos métodos parametrizados.

No contexto da calorimetria, em [134, 135] é apresentado a viabilidade de um modelo de simulação, baseado em GAN, para permitir a simulação rápida, e com alta fidelidade, de chuveiros de partículas em um calorímetro eletromagnético genérico. Os estudos realizados utilizaram dados de simulação completa, através do pacote *Geant*, em um calorímetro genérico de parede com três camadas, e diferentes granularidades (células), para produzir os dados necessários para o processo de aprendizagem do modelo. O processo de simulação completa consistiu em disparar diferentes tipos de partículas, com determinadas faixas de energia, no centro do ca-

lorímetro. Para compor os dados de treinamento foram simuladas três categorias de partículas:  $e^+$ ,  $\gamma$  e  $\pi^+$ . O método de aprendizagem empregou a informação das células das três camadas (uma imagem bidimensional para cada camada) e a energia total do evento durante o treinamento adversarial. Ao final do treinamento, as redes geradoras (uma para cada partícula) foram capazes de produzir fielmente os depósitos de energia das partículas, dado uma energia em GeV do evento, nas camadas do calorímetro eletromagnético. Quando comparado o tempo de simulação, a rede geradora foi capaz de produzir um evento completo em 14,50 ms contra 1772 ms da simulação completa (Geant).

Com o sucesso dessas abordagens, o próprio ATLAS [136] tem investido em estudos dedicados a simulação rápida de eventos com redes neurais como forma de reduzir o tempo de processamento das simulações. Todavia, é importante mencionar que essas estratégias ainda necessitam da simulação completa para produzir os dados necessários para o processo de aprendizagem dos modelos. Por fim, uma vez treinadas, as redes podem ser integradas aos *frameworks* de reconstrução já existentes, por exemplo o *Athena* ou o próprio *Geant*, para reduzir o tempo de processamento e o custo computacional durante a simulação dos eventos.

## 7.2 *Lorenzetti*: Um *Framework* de Reconstrução e Simulação de Partículas em Um Calorímetro Genérico

Atualmente, o uso dos ambientes completos de simulação e reconstrução de eventos no contexto da física de altas energias, em detectores de partículas, estão restritos a um grupo de pessoas especialistas. Ainda, mesmo para aqueles que trabalham na área, e tenham acesso a esses ambientes, existe uma grande dificuldade em utilizá-los. Com o objetivo de promover uma simulação completa de eventos, somente em calorimetria, para estudos que necessitem de informações mais elementares, geralmente não disponibilizadas pelas colaborações oficiais, como as células, optou-se por construir um simulador de eventos, inspirado nos *frameworks* de reconstrução mais modernos, de forma a permitir a comunidade acadêmica um melhor acesso a essas informações para a realização de novos estudos. Por fim, esses estudos, antes impossibilitados pela ausência de informação, poderão ser utilizados como base para novas propostas, ou argumentos, dentro dos experimentos como ATLAS e CMS. Nesse sentido, o autor deste trabalho, em colaboração com diversos pesquisadores (Brasil e França), desenvolveu um *framework* de reconstrução de eventos de colisão, chamado de *Lorenzetti* [137].

Inicialmente projetado, em meados de 2019, para simular a propagação de even-



tos através de um calorímetro eletromagnético de parede (em formato de cubo) para estudos de estimação de energia inspirado em [134], sendo posteriormente estendido para um calorímetro eletromagnético e hadrônico genérico baseado nas especificações do ATLAS [5]. Recentemente, com a inclusão dos módulos de emulação da eletrônica das células (digitalização) e estimação de energia para a simulação do efeito de empilhamento de sinal (*in-time* e *out-of-time*), o simulador tornou-se capaz de fornecer uma simulação ainda mais realística e atual, em relação aos experimentos mais modernos de física de partículas. Esta seção será dedicada a apresentar todas as especificações fornecidas pelo gerador de eventos desenvolvido por este trabalho.

### 7.2.1 Característica Gerais do Simulador

O simulador de eventos foi desenvolvido baseado nas tecnologias utilizadas pelos *frameworks* de reconstrução e simulação dos experimentos de colisão de partículas mais modernos como ATLAS e CMS. Baseado na cadeia de simulação e reconstrução de eventos discutida na Subseção 7.1.1, o gerador de eventos foi concebido entorno de três núcleos bem estabelecidos:

- **Núcleo do *Pythia* (*P8Kernel*):** Responsável por todas as interfaces e ferramentas (*wrappers*) necessárias para a geração de partículas com a ferramenta *Pythia*. A criação deste núcleo tem como objetivo abstrair o usuário de todas as diretivas e configurações necessárias para utilizar o módulo de *Pythia*;
- **Núcleo para o *Geant* (*G4Kernel*):** Embora seja adotado extensamente pela comunidade acadêmica como a principal ferramenta de simulação da passagem de partículas pela matéria (detector) usando métodos de Monte Carlo, seu uso não é trivial. Este núcleo é responsável por abstrair toda a lógica de construção e etapas de simulação a nível de usuário. Nesse sentido, um usuário que deseja testar um novo algoritmo de reconstrução ou estimação de energia, por exemplo, não precisa interagir com as camadas do *Geant*.
- **Núcleo de Reconstrução (*GaudiKernel*):** Inspirado no *Gaudi* [115], este núcleo tem como objetivo fornecer as principais interfaces e serviços para os algoritmos de reconstrução a nível de usuário.

Em termos gerais, o processo de simulação se inicia através de um conjunto de ferramentas, disponibilizadas ao usuário, para a geração de determinados processos físicos estabelecidos (elétrons, fótons ou decaimentos conhecidos). Os eventos gerados pelo *Pythia* são armazenados em uma estrutura de arquivo definida e disponibilizada ao usuário para a etapa de propagação e reconstrução. Para simular os eventos gerados através de um volume conhecido, o usuário deve disponibilizar para

o *framework* um conjunto de arquivos<sup>5</sup> contendo as especificações dos calorímetros (material, geometria e dimensões) que serão utilizados, pelo *Geant*, para propagar os eventos (partículas). Atualmente, o *framework* de reconstrução fornece, por padrão, um conjunto de calorímetros baseados nas especificações técnicas do experimento ATLAS [5]. Todavia, é possível fornecer outros detectores. O modelo de execução do *framework* contempla três modos de operação. O primeiro utiliza o *Pythia* para gerar os eventos de interesse que serão processados pela cadeia de simulação. O segundo utiliza o núcleo do *Geant*, através do módulo *RunReconstruction*, para executar os algoritmos de reconstrução. Por fim, o terceiro modo de operação utiliza um módulo *standalone*, chamado de *ComponentAccumulator*, para ler um determinado evento e processar uma cadeia de reconstrução previamente configurada, sem a necessidade de usar o *Geant*. Para alternar entre os modos de operação, foram definidos quatro formatos de arquivos:

- **EVT (*Event*)**: Formato utilizado para armazenar as informações produzidas pelo *Pythia* após a execução do primeiro modo de operação. Nele são armazenados os estados iniciais das partículas produzidas pela simulação de uma colisão para cada *bunch crossing*;
- **HIT (*Raw*)**: Formato de arquivo utilizado para armazenar os depósitos de energia (para cada *bunch crossing*) produzidos durante a etapa de simulação do *Geant*. Neste arquivo são armazenados as informações de energia de todos os *hits*<sup>6</sup> configurados no detector;
- **ESD (*Event Summary Data*)**: Formato de arquivo utilizado após a etapa de digitalização, realizada no modo *standalone*. Este arquivo contém a informação das células (energia, posição, pulso) contidas nas regiões de interesse, ou sementes, produzidas pelos eventos principais;
- **AOD (*Analysis Object Data*)**: Formato de arquivo contendo as informações de alto nível do evento (energia, *cluster*, anéis, outros). Esse formato é produzido após a etapa de digitalização das células no modo *standalone*.

Com o objetivo de permitir uma execução em múltiplos núcleos de processamento no modo de operação com o *Geant*, o sistema de reconstrução, apresentado na Figura 7.2, foi concebido para ser *threadsafe*<sup>7</sup>. Durante a etapa de leitura dos

<sup>5</sup>Atualmente os calorímetros são descritos em C++.

<sup>6</sup>Os *hits* são regiões, ou volumes, no detector que contém as informações de energia, depositadas pela simulação, em relação a cada um dos *bunch crossings* simulados.

<sup>7</sup>*Thread safety* é um conceito de programação de computadores aplicáveis no contexto de programas *multithread*. Um pedaço de código é dito *threadsafe* se ele apenas manipula estruturas de dados compartilhadas de uma forma que garanta uma execução segura através de várias *threads* ao mesmo tempo.

eventos, o *Geant* distribui cada um desses eventos em cada uma das instâncias previamente estabelecidas pelo usuário (por exemplo, 4 núcleos de CPU, 4 instâncias em execução, um evento para cada instância). Para cada instância, um evento é selecionado a partir da lista de eventos fornecida pelo arquivo (EVT). As informações dos estados iniciais das partículas (posição, energia, tipo, outros) são convertidas para o formato do *Geant* e propagadas pelos materiais (calorímetros) previamente configurados. Por fim, após processar todos os eventos contidos no arquivo de eventos, as informações geradas pela simulação (*hits*) são armazenadas em formato persistente (HIT) e os recursos utilizados devolvidos ao sistema.

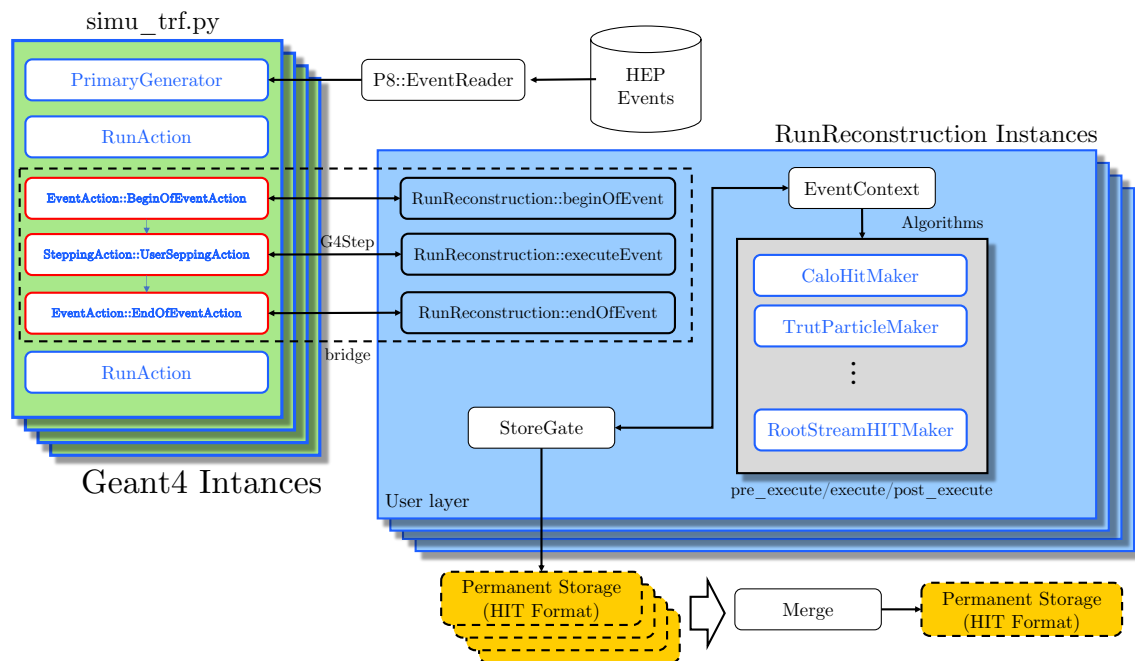


Figura 7.2: Diagrama de implementação do *framework* de reconstrução de eventos no modo de execução do *Geant*. As instâncias em verde representam as principais etapas de execução da simulação do *Geant*. As instâncias em azul representam os principais componentes executados pelo gerenciador de evento (*RunReconstruction*) durante a execução das etapas destacadas em vermelho pelo *Geant*.

Todavia, o formato HIT contém apenas as energias absorvidas pelo calorímetro para cada um dos eventos simulados pelo *Geant*. Assim, é necessário realizar uma conversão dos *hits* em células, através da emulação da eletrônica do detector, e armazená-las em formato persistente (ESD). Em seguida, as células, do arquivo ESD, pertencentes às regiões de interesse são aglutinadas e convertidas em objetos físicos capazes de caracterizar a natureza do evento processado. Por fim, esses objetos são armazenados em formato de análise (AOD) e disponibilizados para o usuário final. É importante mencionar que, diferente da etapa de propagação do evento pelo calorímetro através do *Geant*, todas as demais etapas mencionadas são realizadas em modo *standalone*.

## 7.2.2 O Sistema de Calorimetria

Conceitualmente, um calorímetro é um bloco de matéria sensível à passagem de partículas e conseqüentemente, permite que haja a deposição de energia no interior do detector em uma subseqüente cascata ou “chuveiro” de partículas menos energéticas. Parte dessa energia incidente é dissipada em forma de calor. Contudo, uma fração reduzida pode gerar sinais mais práticos de serem trabalhados como luz e carga ionizante, que são proporcionais à energia inicial.

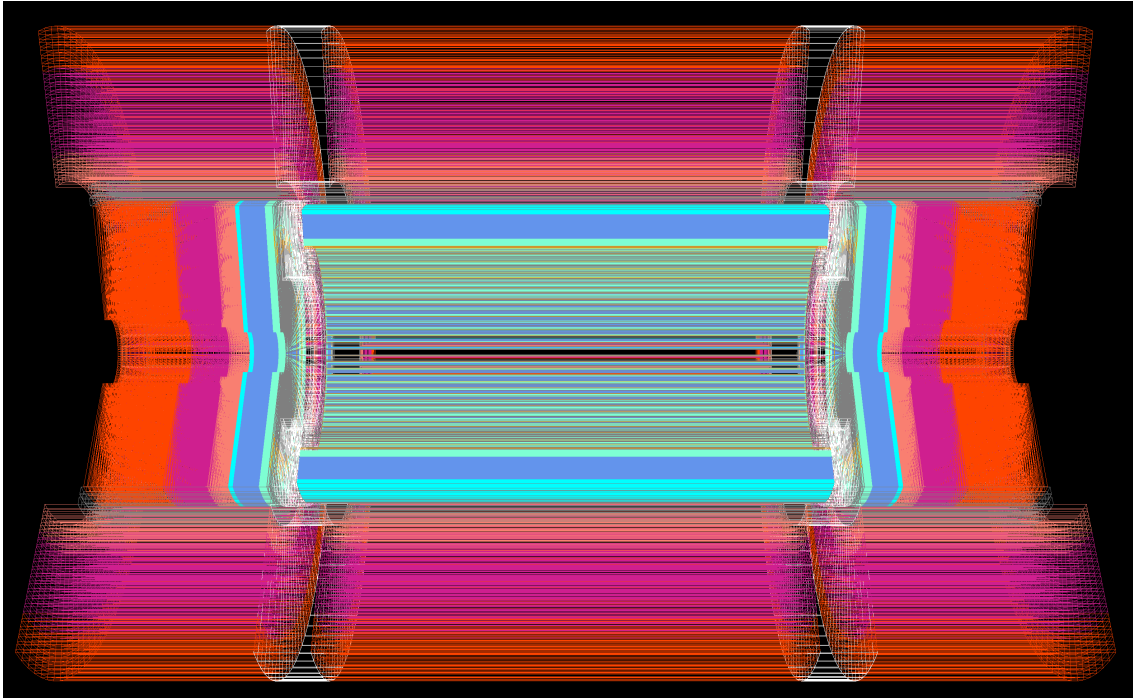
O sistema de calorimetria do *Lorenzetti*, ilustrado nas Figura 7.3, consistem em calorímetros simulados de amostragem com simetria e cobertura total em  $\phi$ . O Calorímetro Eletromagnético (ECAL), parte mais interna do calorímetro, cobre uma região de  $|\eta| < 3,2$ . Ele pode ser dividido no barril do calorímetro eletromagnético (EMC), que cobre uma região de  $|\eta| < 1,475$ , e por suas Tampas do Calorímetro Eletromagnéticos (EMECs). Cobrindo por sua vez a região de  $1,375 < |\eta| < 3,2$ . Seu calorímetro Hadrônico (HCAL) cobre a mesma região de pseudorapidez que o ECAL, envolvendo o mesmo. O seu barril alcança até  $|\eta| < 1,0$ , sendo adicionado uma extensão para aumentar o alcance na região de  $0,8 < |\eta| < 1,7$ . Justos eles compõem o Calorímetro Hadrônico (Inspirado no TileCal do ATLAS). Finalmente, as Tampas do Calorímetro Hadrônico (HECs) cobrem a região de  $1,5 < |\eta| < 3,2$ . A Tabela 7.2.2 contém as regiões com coberturas em  $\eta$  e as granularidades das células (ou *hits*) definidas para cada amostrador presentes no calorímetro genérico instalado.

## 7.2.3 Campo Magnético

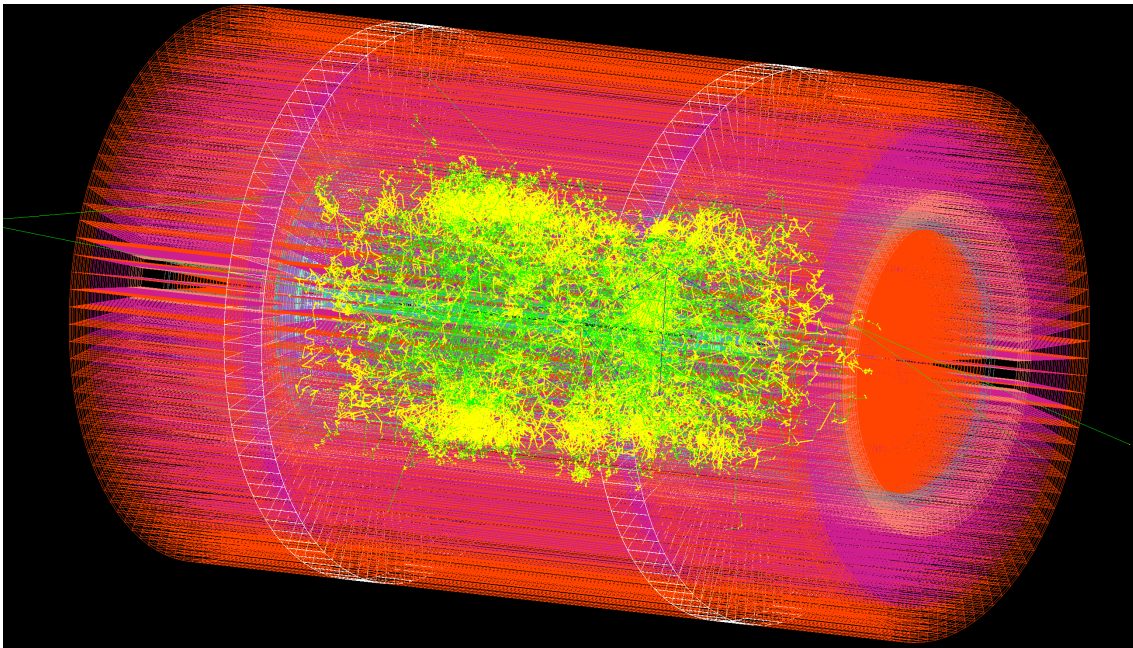
Um campo magnético de 2 Teslas é configurado para atuar dentro do volume do detector de forma axial uniforme e paralelo à direção do feixe ( $z$ ). Se a partícula for neutra, ou não tiver carga, sua trajetória é uma linha reta do ponto de produção, centro do detector, até uma célula do calorímetro. Caso contrário, segue uma trajetória helicoidal até atingir os calorímetros.

## 7.2.4 Cadeia de Simulação

A cadeia de simulação do *Lorenzetti* segue a mesma lógica de geração, simulação, digitalização e reconstrução de eventos representada na Figura 7.1. Todavia, uma etapa adicional de mesclagem de empilhamento foi adicionada. A Figura 7.4 representa as etapas, em detalhes, de uma cadeia de simulação de eventos de  $Z \rightarrow ee$  com alto grau de empilhamento proveniente da simulação de ruído (*Minimum Bias*) adicionado posteriormente na etapa de mesclagem. Será descrito as etapas de geração de eventos de colisão realizadas pelo *framework*.



(a)



(b)

Figura 7.3: Visão tridimensional do calorímetro genérico utilizado para simular a interação das partículas com a matéria. Em (a): Visão em corte dos calorímetros eletromagnéticos e hadrônico utilizados na fase de propagação do evento pelo *Geant*. As cores em tons de azul representam as camadas dos calorímetros eletromagnéticos (barril e tampa). As cores em tons de vermelho representam os calorímetros hadrônicos (barril, barril estendido e tampa). Em (b): Visão frontal do calorímetro após a propagação de um evento.

Tabela 7.1: Região de cobertura em  $\eta$ , granularidade das células (ou *hits*) e camadas utilizadas no calorímetro simulado.

Camada	Amostrador		Cobertura	Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )
Pré-amostrador	Barril	PSB	$0,00 <  \eta  < 1,58$	$0,025 \times 0,1$
	Tampa	PSE	$1,50 <  \eta  < 1,80$	$0,025 \times 0,1$
Calorímetro Eletromagnético				
Camada 1	Barril	EMB1	$0,00 <  \eta  < 1,55$	$0,003 \times 0,1$
			$1,37 <  \eta  < 1,80$	$0,003 \times 0,1$
	Tampa	EMEC1	$1,80 <  \eta  < 2,00$	$0,025 \times 0,1$
			$2,00 <  \eta  < 2,37$	$0,006 \times 0,1$
			$2,37 <  \eta  < 3,20$	$0,1 \times 0,1$
Camada 2	Barril	EMB2	$0,00 <  \eta  < 1,50$	$0,025 \times 0,025$
	Tampa	EMEC2	$1,35 <  \eta  < 2,50$ $2,50 <  \eta  < 3,20$	$0,025 \times 0,025$ $0,1 \times 0,1$
Camada 3	Barril	EMB3	$0,00 <  \eta  < 1,58$	$0,05 \times 0,1$
	Tampa	EMEC3	$1,35 <  \eta  < 2,50$ $2,50 <  \eta  < 3,20$	$0,05 \times 0,025$ $0,1 \times 0,1$
Calorímetro Hadrônico				
Camada 1	Barril	TileCal1	$0,00 <  \eta  < 1,09$	$0,1 \times 0,1$
	Barril Extendido	TileExt1	$0,94 <  \eta  < 1,77$	$0,1 \times 0,1$
			$1,50 <  \eta  < 2,50$	$0,1 \times 0,1$
	Tampa	HEC1	$2,50 <  \eta  < 3,20$	$0,2 \times 0,2$
Camada 2	Barril	TileCal2	$0,00 <  \eta  < 1,09$	$0,1 \times 0,1$
	Barril Extendido	TileExt2	$0,85 <  \eta  < 1,41$	$0,1 \times 0,1$
			$1,50 <  \eta  < 2,50$	$0,1 \times 0,1$
	Tampa	HEC2	$2,50 <  \eta  < 3,20$	$0,2 \times 0,2$
Camada 3	Barril	TileCal3	$0,85 <  \eta  < 0,72$	$0,2 \times 0,1$
	Barril Extendido	TileExt3	$0,85 <  \eta  < 1,41$	$0,2 \times 0,1$
			$1,50 <  \eta  < 2,50$	$0,1 \times 0,1$
	Tampa	HEC3	$2,50 <  \eta  < 3,20$	$0,2 \times 0,2$

#### 7.2.4.1 Geração

A etapa de geração de eventos utiliza como núcleo a ferramenta *Pythia* desenvolvida pela comunidade de física de partículas para simular um evento de colisão e seus produtos. Ainda, é possível que o usuário introduza outro tipo de gerador com o objetivo de testar outras estratégias (ou processos físicos) de teste. Atualmente,

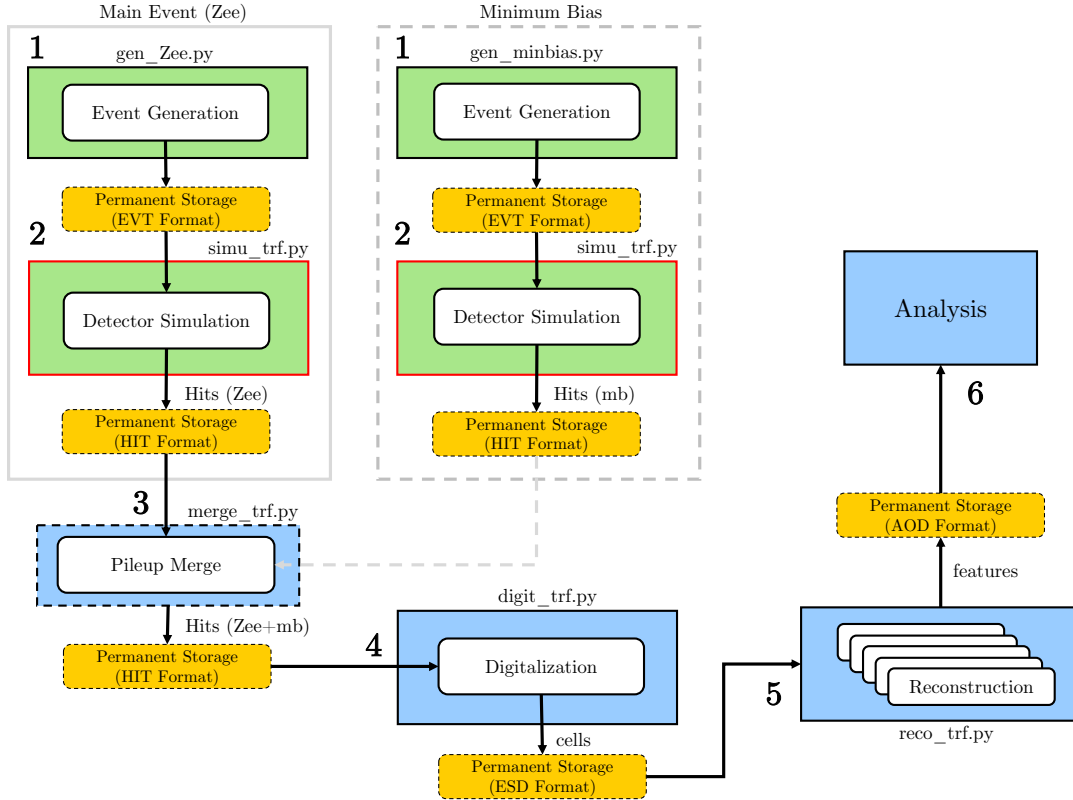


Figura 7.4: Cadeia de simulação de eventos de  $Z \rightarrow ee$  com empilhamento. Em (1) é realizada a etapa de geração de eventos de  $Z \rightarrow ee$  e ruído separadamente através do *Pythia*. Os eventos produzidos nesta etapa são armazenados em formato persistente (EVT) para uso posterior. Em (2) é realizada a etapa de simulação do evento principal e ruído separadamente utilizando o modo de operação do *Geant*. Os eventos simulados são armazenados em formato persistente (HIT) para uso posterior. O arquivo HIT referente aos eventos de ruído pode ser utilizado posteriormente para adicionar empilhamento a qualquer outra simulação de evento principal sem a necessidade de refazer a simulação (alto custo computacional). A partir de (3), utiliza-se o modo de operação *standalone* (sem o *Geant*) para processar a informação produzida pela simulação. Em (3) é realizada a mesclagem dos HITs gerados a partir do evento principal e dos HITs de eventos de ruído sorteados aleatoriamente. Os HITs mesclados são armazenados novamente em formato persistente (HIT). Em (4) é realizada a etapa de digitalização onde os *hits* são convertidos em célula e a energia depositada pela simulação é utilizada para gerar os pulsos eletrônicos e estimar a energia da célula. As informações das células são armazenadas em formato ESD considerando apenas as regiões de interesse (sementes) produzidas pelo evento principal. Em (5) é realizada a reconstrução de alto nível do evento a partir da informação das células. As informações produzidas nesta etapa são armazenadas em formato AOD para análise posterior. Finalmente, em (6), o arquivo produzido em (5) é submetido a etapa de análise física.

o *framework* permite que o usuário realize a geração de determinados decaimentos ou processos físicos, chamados de evento principal, através de um conjunto de filtros

físicos<sup>8</sup> específicos. Os seguintes filtros físicos estão disponíveis:

- **$Z \rightarrow ee$** : Produção de pares de elétrons com cargas opostas derivados do decaimento do bóson  $Z$ ;
- **Jatos com mínimo de energia em 17 GeV (JF17)**: Produção de partículas hadrônicas (jatos) com um agrupamento de energia de no mínimo de 17 GeV;
- **Single particles**: Produção de partículas estáveis como elétrons, fótons ou píons em uma posição  $(\eta, \phi)$  definida pelo usuário;
- **Minimum Bias**: Produção de ruído físico para todo o detector. Em geral, essa produção é utilizada para gerar os eventos de ruído que serão processados separadamente, uma única vez devido ao seu custo computacional, e adicionados posteriormente ao evento principal.

Após simular um evento de colisão e selecionar as partículas de interesse, através de filtros específicos, os eventos selecionados são etiquetados como evento de interesse e armazenados em disco (em formato específico). Posteriormente, a posição  $(\eta, \phi)$  das partículas de interesse são utilizadas como sementes para os algoritmos de reconstrução ou geração de eventos. Além da produção de eventos de interesse, o módulo de geração de eventos do *framework* permite que o usuário simule condições de empilhamento (interações de múltiplas partículas) *in-time* e *out-of-time*. A geração do efeito de empilhamento *in-time* é definida como a realização de múltiplas interações ordinárias ao redor do evento principal (semente) em uma mesma janela de tempo (*bunch crossing*). Todavia, sabe-se que os experimentos de física de partículas modernos colidem pacotes de prótons interrompemente com um espaçamento temporal definido. No caso do LHC, o espaçamento nominal entre um cruzamento de pacote (*bunch crossing*) é de 25ns. Ainda, sabe-se que a eletrônica dos detectores não é rápida o suficiente para estimar a energia deixada pela passagem de uma partícula através o sinal gerado pela excitação do sensor, podendo, portanto, se estender por diversos *bunch-crossings*. Nesse sentido, ocorre um efeito de sobreposição de sinal analógico, em cada canal, ao longo de cada colisão denominado como efeito de empilhamento *out-of-time*.

Para simular esse efeito, a etapa de geração utiliza uma ferramenta para popular cada um dos *bunch crossings* com partículas de ruído físico (*Minimum Bias*). Durante a geração é considerado um trem de *bunchs* onde o evento principal é estabelecido em uma janela temporal de  $\pm 12\text{ns}$  ( $BC_{ID} = 0$ ). Os demais *bunchs* (incluindo o  $BC_{ID} = 0$ ) são preenchidos com ruído físico. A quantidade de ruído físico

---

<sup>8</sup>Os filtros físicos são conjuntos de seleções realizadas para determinar um evento, ou partícula, de interesse.



é determinada pelo valor randômico ( $N$ ) gerado a partir de uma distribuição *Landau* com média  $\mu$  definida pelo usuário. O preenchimento ocorre através da seleção de partículas de ruído localizadas no interior de uma janela  $0.44 \times 0.44$  centrada na semente do evento principal geradas  $N$  vezes em um mesmo *bunch crossing*. Esse processo é repetido para todos os demais *bunch crossings*. Por fim, o resultado (lista de partículas para cada *bunch*) é gravado em formato persistente, do tipo EVT, para ser utilizado nas etapas posteriores da cadeia de simulação do *framework*.

Todavia, sabe-se que a simulação de eventos em condições onde o efeito de empilhamento possui um alto custo computacional para processar um único evento (alguns minutos). Para contornar esse problema, em geral, o ruído é produzido separadamente (sem evento principal) para todo o detector (não existem uma semente). Nesse sentido, para cada evento preenche-se cada um dos *bunch crossing* com ruído (média de eventos definida pelo usuário). Esses eventos são processados na etapa de simulação e armazenados, em formato HIT, para uso posterior. A vantagem deste procedimento é que o ruído gerado é processado apenas uma vez e pode ser adicionado (mesclado) ao evento principal através do sorteio de um evento de ruído do arquivo de empilhamento (composto por uma grande quantidade de eventos de ruído previamente simulados). posteriormente, caso o usuário deseje realizar uma simulação com uma quantidade empilhamento diferente da primeira ou simular outro evento principal, não haverá a necessidade de produzir os eventos de ruído novamente (economizando tempo e processamento).

#### 7.2.4.2 Simulação

Para realizar uma simulação no *Geant* e necessário descrever, em código, a geometria e os materiais utilizados (classe *G4VUserDetectorConstruction*) durante a simulação, as partículas de interesse e os processos físicos, o estado inicial das partículas (classe *G4VUserPrimaryGeneratorAction*) e a função principal (*main*) que gerencia a execução da simulação. Todavia, todas essas etapas são abstraídas a nível de usuário e gerenciadas pelo *Lorenzetti*. A simulação do transporte das partículas é dividida em quatro níveis: *run*, *event*, *track* e *step*. *Run* é o maior nível da simulação no *Geant* e compreende o conjunto de todas as histórias pre-definidas igualmente (*events*). O nível *event* corresponde a simulação de uma história (conjunto de *tracks*). *Track* está relacionado com a propagação da partícula entre duas interações, contém as informações dinâmicas (posição, energia, direção, etc.) e as estáticas (massa, carga, etc.) da partícula. O *step* é a unidade básica de simulação, contém as mudanças no *track* entre dois pontos (*PreStepPoint* e *PostStepPoint*). É neste nível que o valor da energia depositada é atualizado. Em outras palavras, um *track* é transportado através da geometria *step* por *step*.

Para cada *Step* a informação de posição ( $\eta$ ,  $\phi$ ) do *PreStepPoint* é utilizada para

identificar o *hash* do *hit* correspondente ao *Track* simulado. Esse *hash* é repassado para o mapa de *hits* do calorímetro que retorna o objeto (*hit*) correspondente. Por fim, a energia total depositada no calorímetro pelo *Track* (diferença de energia entre o *PreStepPoint* e o *PostStepPoint*) é acumulada pelo *hit* na posição temporal, obtido a partir do tempo ( $t$ ) do *PreStepPoint*) correspondente ao *bunch crossing* simulado. Ao final do processo, cada *hit* possuirá a informação de energia depositada (em MeV) para cada um dos *bunch crossings* simulados. As informações produzidas nesta etapa são armazenadas em formato persistente do tipo HIT.

#### 7.2.4.3 Mesclagem

O procedimento de mesclagem de *hits* é utilizado para adicionar empilhamento ao evento principal a partir de um conjunto pré-simulado de eventos de ruído sorteados aleatoriamente. Por simplicidade, esse procedimento é realizado em modo de operação *standalone*. Para realizar a mesclagem, o usuário deve fornecer um arquivo de ruído previamente simulado. Para cada evento principal, sorteia-se um evento de ruído do conjunto de dados previamente fornecido. Para cada evento de ruído sorteado, busca-se os *hits* correspondentes a região de interesse do evento principal. Por fim, para cada *hit* do evento principal, soma-se, em cada *bunch crossing*, a energia do *hit* correspondente ao *hit* a ser mesclado. Esse procedimento é repetido para todos os eventos principais fornecidos. Após a etapa de mesclagem, os *hits* resultantes são armazenados em formato persistente (HIT) para uso posterior.

#### 7.2.4.4 Digitalização

Após a fase de propagação do evento pelo *Geant* e a mesclagem do empilhamento (opcional), inicia-se a etapa de digitalização, realizada em modo *standalone*, composta pela emulação do pulso eletrônico e a estimação da energia das células do calorímetro. Esta etapa é responsável por simular os efeitos de empilhamento (*in-time* e *out-of-time*). A geração do pulso eletrônico leva em consideração o formato do sinal característico da eletrônica, a quantidade de amostras fornecidas e a quantidade de ruído do qual a célula está submetida.

Para formas típicas de pulso de célula de calorímetro, pulsos bipolares e unipolares foram usados para validações de resposta de camada eletromagnética e hadrônica, respectivamente (Veja a Figura 7.5). Tais pulsos foram gerados experimentalmente através do processamento da leitura dos sensores por um circuito eletrônico analógico modelador de pulso. Na simulação, as formas de pulso são usadas para produzir a resposta de temporização das células, o que é importante para estudos avançados de calorímetros sobre métodos de estimativa de energia. Neste sentido, para emular uma eletrônica semelhante ao do ATLAS, o gerador de pulsos foi configurado para

produzir amostras considerando o formato do sinal eletrônico unipolar (HCAL) e bipolar (ECAL), a quantidade de amostras produzidas (5 e 7 respectivamente) e a quantidade de ruído da célula.

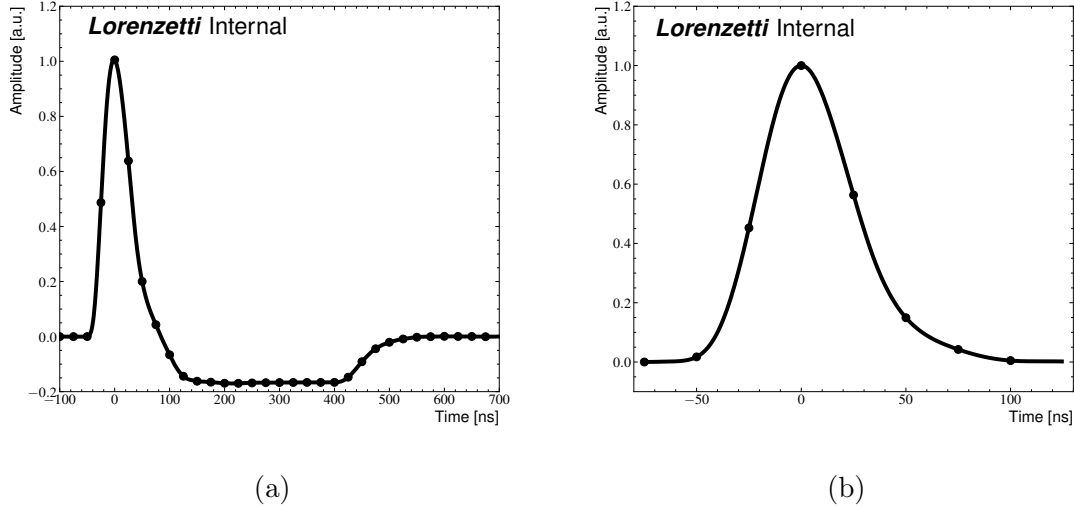


Figura 7.5: Formato dos pulsos eletrônicos das células do calorímetro. Em (a): Formato do pulso eletrônico bipolar das células do calorímetro eletromagnético. Em (b): Formato do pulso eletrônico unipolar das células do calorímetro hadrônico. Ambos os sinais foram obtidos experimentalmente através do processamento da leitura dos sensores por um circuito eletrônico analógico modelador de pulso.

O processo de simulação do efeito de empilhamento [138] (Veja Figura 7.7) inicia-se com a geração do pulso eletrônico para todas as células do calorímetro. Considerando como exemplo uma célula do calorímetro hadrônico, utiliza-se a energia depositada (*hit*) em um *bunch crossing* para determinar a amplitude (pico) do pulso gerado. Como a eletrônica do detector é lenta, as amostras geradas podem se estender por vários *bunch crossings*. No exemplo, o pulso gerado pela eletrônica se estende por 5 *bunch crossings* (5 amostras). Como as colisões acontecem a cada *bunch* (25 ns), ocorre uma sobreposição dos sinais eletrônicos gerados ao longo de cada *bunch crossing*, por diferentes interações (sinal e ruído), caracterizada como efeito de empilhamento *out-of-time*. O efeito de empilhamento *in-time* é mais simples e ocorre através da sobreposição de sinal e ruído em um mesmo *bunch crossing*.

Em uma simulação onde não existe empilhamento, apenas o sinal (contido no *bunch crossing* zero) é simulado, não havendo, portanto, sobreposição de pulsos. Sabe-se que durante a simulação, o evento principal (sinal) é alocado no *bunch crossing* zero (referência). Neste sentido, a energia estimada pela célula deve considerar uma janela temporal de 5 *bunch crossings*, iniciando-se no *bunch* zero (quadrado rachurado em vermelho), para calcular o pulso resultante obtido através da soma (sobreposição) dos pulsos gerados em cada um dos *bunch crossings* contidos nessa

janela. A Figura 7.6 ilustra a janela de leitura com o sinal resultante (linha azul) adquirido pela emulação da eletrônica. O pulso em preto corresponde ao formato de pulso do sinal esperado e a linha vermelha corresponde a um sinal fora do tempo.

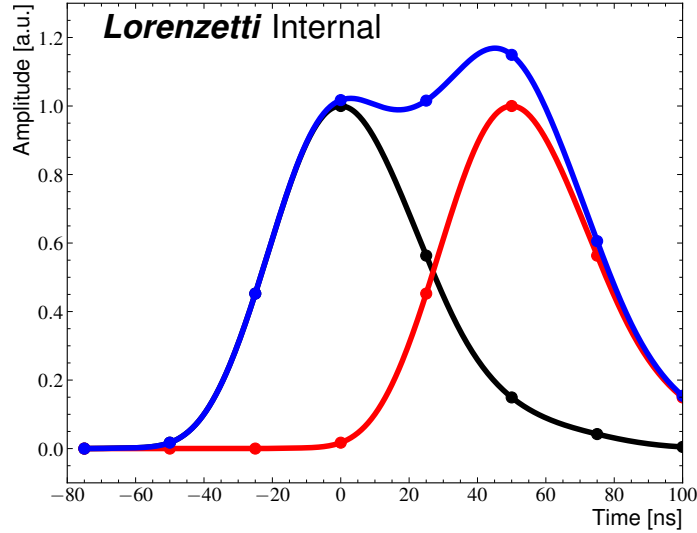


Figura 7.6: Ilustração da janela de leitura do pulso eletrônico emulado (azul) afetado pelo sinal fora da janela de tempo (vermelho). O sinal em preto representa o sinal esperado.

A última etapa de emulação utiliza o pulso resultante (empilhado) para estimar a energia da célula. Uma abordagem clássica para estimativa de energia em calorímetros usa o método de filtragem ótima (OF)[139, 140]. A abordagem OF modela as amostras de tempo  $x$  recebidas, no instante  $k$ , como:

$$x[k] = Ag[k - \tau] + n[k] + ped \quad (7.3)$$

onde  $A$  é a amplitude do pulso,  $g[k]$  é o vetor contendo as amostras de tempo da forma de pulso normalizada de referência,  $n[k]$  é o ruído,  $\tau$  é o desvio de fase e  $ped$  corresponde à linha de base do pulso adicionada antes da conversão ADC. A amplitude do sinal é estimada através de uma soma ponderada dada por:

$$\hat{A}_{OF} = \sum_{k=0}^{N-1} x[k]w[k] \quad (7.4)$$

onde  $w[k]$  são os pesos do OF, que podem ser calculados conforme descrito em [141]. No ATLAS cada célula possui um conjunto de pesos ( $w$ ) devido as flutuações de material e componentes eletrônicos. Ainda, o conjunto de pesos pode ser ajustado para operar em determinadas faixas de empilhamento. Todavia, por simplicidade, a simulação não considera possíveis flutuações de material nos calorímetros e o

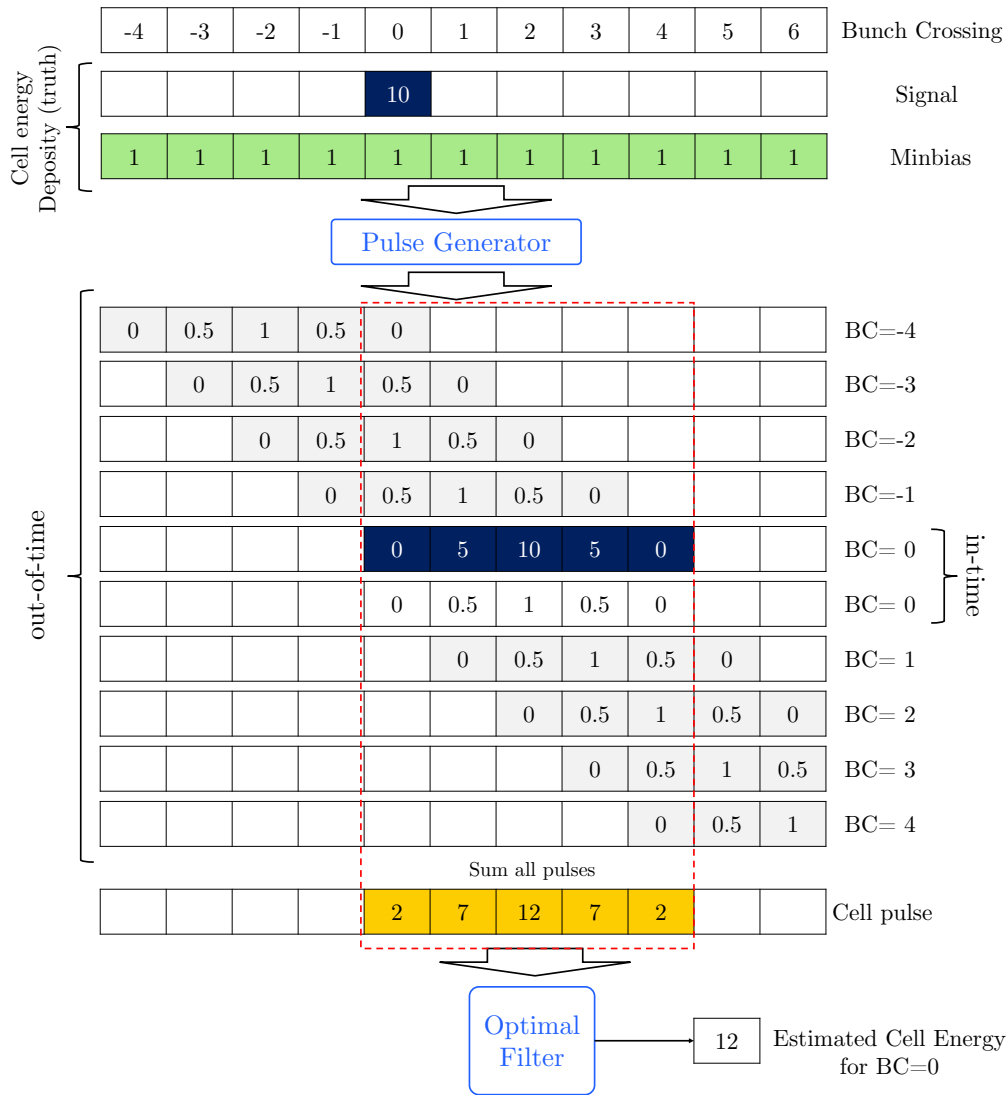


Figura 7.7: Ilustração do procedimento de simulação do empilhamento *in-time* e *out-of-time* em uma determinada célula do calorímetro. Os valores e unidades utilizadas são arbitrários. O procedimento é realizado após a leitura do arquivo de *hits* produzidos pela etapa de simulação e/ou mesclagem, onde cada *hit* contabilizado é convertido em célula. No exemplo, a energia depositada em um determinado *hit* (ou célula) para cada um dos *bunch crossings*, é utilizada para gerar um pulso eletrônico (que pode se estender por vários *bunch crossings*). Ao final do processo, os pulsos são somados em relação a quantidade de amostras a partir da janela de evento principal (rachurado em vermelho). O pulso resultante é utilizado para alimentar um filtro ótimo responsável por estimar a energia da célula considerando a eletrônica do detector. Para fins de análise e validação, para cada célula, é possível recuperar o *hit* associado e a energia depositada (*truth*) em cada um dos *bunch crossings* simulados. No exemplo, a energia depositada (*truth*) para o evento principal (10 unidades) e ruído (1 unidade) no *bunch crossing* zero, totalizando 11 unidades (efeito *in-time*), é acrescida em 2 unidades (estimado em 13 unidades) devido as distorções no pulso eletrônico resultante devido ao efeito de empilhamento *out-of-time*.

gerador de pulso leva em consideração apenas dois formatos de sinal. Assim, a etapa de estimação considera apenas dois conjuntos de pesos (ECAL e HCAL) e não leva em consideração a degradação do efeito de empilhamento (possíveis faixas em empilhamento). Após estimar a amplitude do pulso (em MeV), o valor de energia é armazenado na célula para uso posterior. Esse procedimento é realizado para todas as células do calorímetro. Ao final do processo, as informações das células são armazenadas em formato persistente do tipo ESD.

#### 7.2.4.5 Reconstrução dos Objetos Físicos

A última etapa da cadeia de simulação, realizada em modo *standalone*, é responsável por acessar as informações das células do calorímetro e reconstruir as informações de alto nível referentes a região de interesse fornecida pelo evento principal. Atualmente neste estágio é realizada a reconstrução da informação do *cluster* eletromagnético, as variáveis padrões de calorimetria e os anéis de energia. Para construir o *cluster* eletromagnético é utilizada a posição da semente, fornecida pela simulação, e uma janela de busca ( $\eta \times \phi$ ) de tamanho  $0.4 \times 0.4$  para refinar a posição da célula mais quente na segunda camada eletromagnética (EM2). A posição da célula mais quente, na segunda camada, é usada como o novo centro da janela de busca em todas as camadas do calorímetro. Todas as células (eletromagnéticas e hadrônicas) que estiverem contidas nessa janela serão utilizadas para computar as informações do *cluster*.

Em seguida, o algoritmo inicia o processo de reconstrução de um conjunto de variáveis altamente discriminantes baseadas nas informações do calorímetro. Neste estágio as seguintes grandezas físicas são calculadas:

- $E_{ratio}$ : Razão de energia da diferença entre os depósitos de maior e a de segunda maior energia e a soma dessas energias na primeira camada do calorímetro (EM1) localizadas no interior da janela de busca.;
- $R_\eta$  (Vazamento em  $\eta$ ): Para a segunda camada do calorímetro eletromagnética (EM2),  $R_\eta = E_{3 \times 7} / E_{7 \times 7}$ , onde  $E_{m \times n}$  é a energia depositada em uma região de  $m \times n$  células em  $\eta \times \phi$  ao redor da célula quente desta camada;
- $E_{T,EM}$  (Energia Transversa Eletromagnética): Energia transversa total depositada nas três camadas eletromagnéticas (EM1, EM2 e EM3), em uma região de  $3 \times 7$  células em  $\eta \times \phi$  centrada na célula quente da segunda camada eletromagnética;
- Razão de energia transversa hadrônica e eletromagnética ( $E_{T,had1} / E_{T,EM}$ ): É calculada através da razão entre a energia transversa da primeira camada hadrônica (HAD1) e a energia transversa eletromagnética ( $E_{T,EM}$ );

- Fração de energia eletromagnética na primeira camada ( $f_1$ ): É calculada através da razão entre a energia contida na camada de tiras (EM1) e a energia total eletromagnética do *cluster*;
- Fração de energia eletromagnética na terceira camada ( $f_3$ ): É calculada através da razão entre a energia contida na camada traseira (EM3) e a energia total eletromagnética do *cluster*;
- $w_{\eta 2}$ : Largura lateral calculada usando uma janela de  $3 \times 5$  células usando a soma ponderada de energia sobre todas as células, que depende do ponto de impacto da partícula dentro da célula:

$$w_{\eta 2} = \sqrt{\frac{\sum E_i \times \eta_i^2}{\sum E_i} - \left(\frac{\sum E_i \times \eta_i}{\sum E_i}\right)^2} \quad (7.5)$$

- Anéis de energia (*Rings*): O processo de montagem dos anéis utiliza a posição em  $\eta$  e  $\phi$  da célula mais quente em cada camada. As células adjacentes ao primeiro anel serão somadas para formar o segundo anel sendo esse processo repetido até um determinado número de anéis fixado para esta camada. Para todas as outras camadas, a posição da célula mais quente da EM2 (*cluster*) é extrapolada e o processo de montagem é repetido (Veja o Algoritmo B.2 para mais detalhes).

## 7.2.5 Resultados

Os resultados apresentados nesta seção terão como objetivo demonstrar o funcionamento do *framework Lorenzetti* e suas principais características.

### 7.2.5.1 Tempo de Simulação

O *framework* proposto foi avaliado considerando os requisitos computacionais de tempo de processamento em cada uma das etapas da cadeia de simulação discutida anteriormente. Para avaliar o desempenho computacional do simulador foram calculadas as estimativas de tempo médio, dado um número de eventos, para diferentes processos físicos em um nó de computação dedicado<sup>9</sup>. A Figura 7.8a apresenta os tempos médios para cada uma das etapas da cadeia de simulação em relação ao número de eventos processado, considerando uma simulação de elétrons isolados. É possível observar que o tempo médio se estabiliza, em cada etapa, após a produção de 50 eventos. Assim, conclui-se que não existe uma influência do total de eventos processados em relação ao tempo de execução de apenas um evento.

<sup>9</sup>Microcomputador com processador Core i5-6200U 2,3GHz, 8GB de memória RAM, 1TB HDD e Ubuntu 20.04.3 LTS 64bits

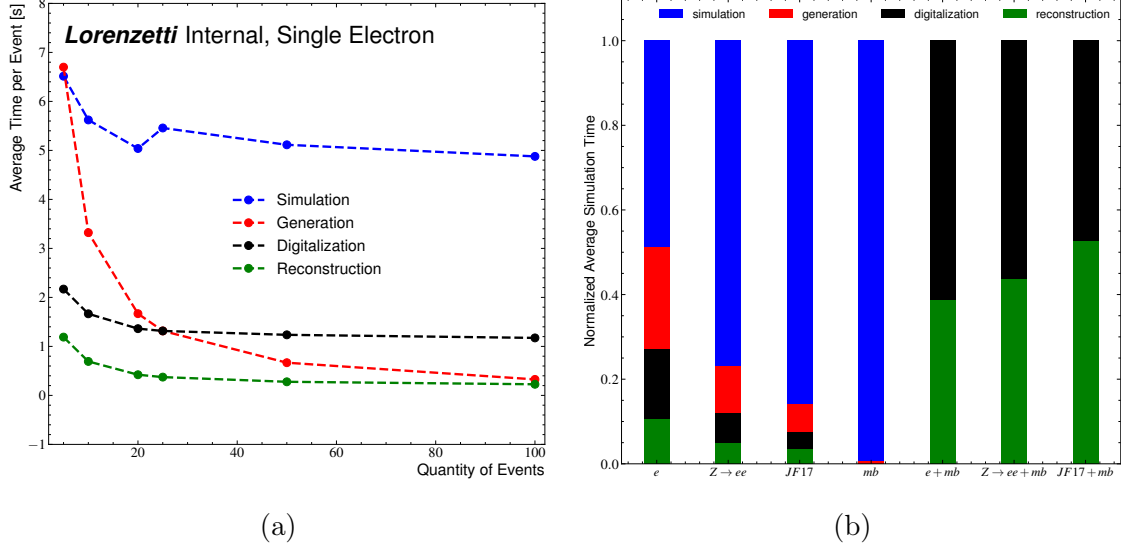


Figura 7.8: Estimativa de tempo médio para os diferentes processos físicos em cada uma das etapas da cadeia de simulação. Em (a): Estimativa de tempo médio por evento para uma produção de elétrons em relação a quantidade de eventos total processada. Em (b): Quantidade de tempo relativo consumido em cada uma das etapas da cadeia de simulação para cada um dos processos físicos.

Por sua vez, a Figura 7.8b apresenta a quantidade relativa de tempo necessária, em cada etapa da cadeia de simulação, para os diferentes processos físicos estudados. Por exemplo, foi observado que a etapa de simulação (azul) de jatos (JF17) ocupou um tempo relativo maior, quando comparado aos elétrons. Tempo este gasto principalmente devido as simulações de processos físicos, em geral mais complexos, envolvidos na propagação dos chuveiros hadrônicos pelos calorímetros na etapa de simulação.

Para os eventos de ruído físico, necessários para simular o efeito de empilhamento, esse efeito é ainda maior. Na simulação de ruído físico observou-se que o tempo de simulação é relativamente alto devido a grande quantidade de partículas propagadas pelo *Geant*. Assim, quase todo o tempo relativo é gasto pela etapa de simulação. Todavia, os eventos de ruído podem ser gerados separadamente e posteriormente mesclados com os eventos de interesse. A Tabela 7.2 resume os tempos médios de processamento de 10 eventos (em segundos) para diferentes processos físicos. É possível observar que os elétrons isolados requerem um tempo de produção consideravelmente menor do que as produções de  $Z \rightarrow ee$  e jatos. Por fim, a produção de ruído, processada separadamente, é responsável pelo maior tempo de processamento, que é mais de 150 vezes maior do que para o caso dos elétrons, medido.



Tabela 7.2: Tempo médio de produção (em segundos) para a simulação de 10 eventos em cada um dos processos físicos disponibilizados pelo simulador.

Electrons	Zee	Jets	MinBias (MB)	Elect.+MB	Zee+MB	Jets+MB
$101.9 \pm 5.4$	$174.2 \pm 18.0$	$260.8 \pm 29.8$	$15311.0 \pm 356.0$	$20.1 \pm 0.1$	$21.3 \pm 0.1$	$23.6 \pm 0.1$

### 7.2.5.2 Dados Simulados

Para verificar o comportamento físico dos chuveiros gerados a partir dos eventos de colisão simulados no *framework*, avaliou-se dois processos físicos distintos. O primeiro utilizou elétrons provenientes do decaimento do bóson Z (sinal) enquanto o segundo processo utilizou jatos hadrônicos com no mínimo 17 GeV de energia. Ao todo, foram produzidos um total de 10 mil eventos para cada simulação. Ainda, com o propósito de verificar o comportamento do desenvolvimento dos chuveiros de partículas nos calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos, considerando a natureza de cada simulação, utilizou-se algumas das grandezas descritivas mencionadas em 7.2.4.5.

A Figura 7.9a apresenta os perfis do vazamento lateral ( $R_\eta$ ) na segunda camada eletromagnética (EM2) em simulações de  $Z \rightarrow ee$  (azul) e jatos hadrônicos (vermelho), ambas sem empilhamento, na região de maior precisão do calorímetro ( $|\eta| < 0,8$ ). Para os elétrons (pósitrons) é possível observar que o vazamento é próximo de um enquanto para os jatos os valores se estendem por toda a faixa de operação da variável. Esse comportamento é esperado uma vez que os elétrons possuem um chuveiro mais estreito (pouco vazamento em  $\eta$ ) e curto. Em contrapartida, os jatos possuem um desenvolvimento mais largo e profundo, podendo inclusive atingir as camadas mais externas do calorímetro. A Figura 7.9b apresenta os perfis, em ambas as simulações, para o vazamento em longitudinal ( $R_{had}$ ) na região de precisão do calorímetro. Neste caso, é possível observar que as simulações de jatos tendem a depositar energia no calorímetro hadrônico (mais externo) devido as componentes hadrônicas envolvidas no desenvolvimento desses chuveiros.

Avaliou-se também o comportamento dos chuveiros na primeira camada eletromagnética (EM1) do calorímetro através da grandeza física dada pela razão da diferença entre os depósitos de maior e segunda maior energia no *cluster* e pela soma dessas energias ( $E_{ratio}$ ). A Figura 7.10a apresenta os perfis dessa variável em simulações de  $Z \rightarrow ee$  (azul) e jatos hadrônicos (vermelho), ambas sem empilhamento, na região de maior precisão do calorímetro ( $|\eta| < 0,8$ ). Como o chuveiro do elétron tende a ser mais contido no sentido de deixar grande parte de sua energia na primeira célula mais quente espera-se que a razão seja próxima de 1, enquanto os jatos tendem a deixar sua energia de forma mais distribuída nas células da primeira camada fazendo com que a razão fique menor (ou mais próxima de zero). Por fim, a Figura 7.10b apresenta o comportamento da variável  $E_{ratio}$  em função de  $\eta$ , em

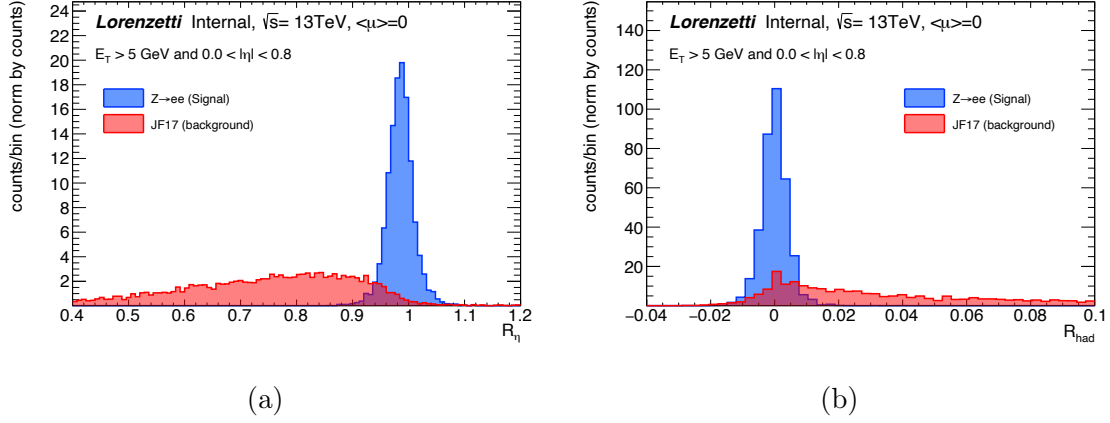


Figura 7.9: Grandezas físicas descritivas de calorimetria relacionadas ao vazamento lateral ( $R_{had}$ ) e longitudinal ( $R_{had}$ ). Os valores foram calculados a partir da informação do *cluster* eletromagnético formado pela etapa reconstrução do *framework* em dados de simulação de  $Z \rightarrow ee$  (azul) e jatos hadrônicos com energia de no mínimo 17 GeV (vermelho). Ambas as simulações foram realizadas sem a injeção de ruído físico (sem empilhamento).

simulações de  $Z \rightarrow ee$ , onde é possível observar que a grandeza física medida é fortemente influenciada pela baixa instrumentação<sup>10</sup> do calorímetro nas regiões fora do barril (ou região de precisão).

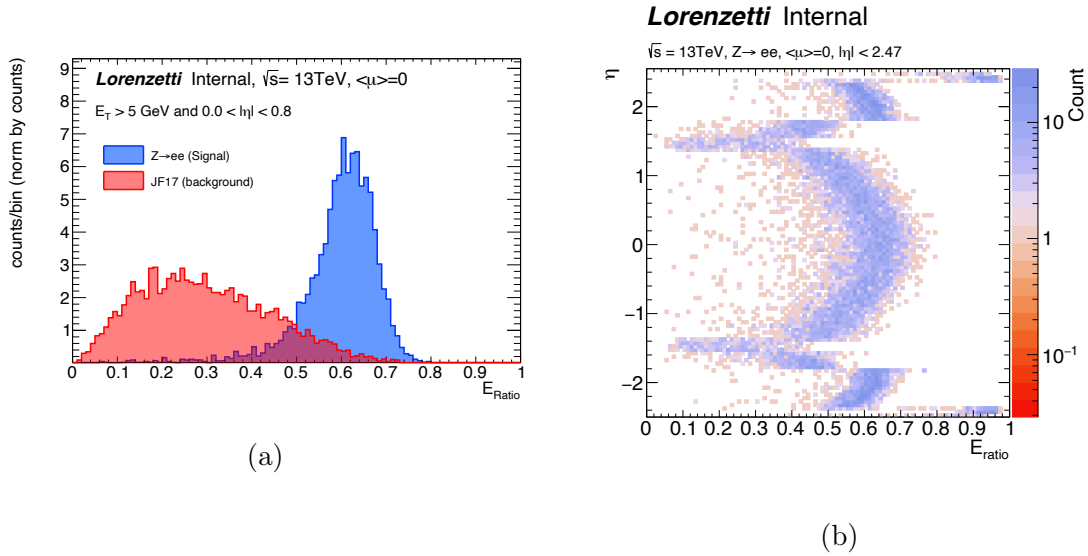


Figura 7.10: Grandeza física  $E_{ratio}$  calculada a partir das células da primeira camada eletromagnética (EM1). Os valores foram calculados a partir da informação do *cluster* eletromagnético formado pela etapa reconstrução do *framework* em dados de simulação de  $Z \rightarrow ee$  (azul) e jatos hadrônicos com energia de no mínimo 17 GeV (vermelho). Ambas as simulações foram realizadas sem a injeção de ruído físico (sem empilhamento).

<sup>10</sup>Variações no tamanho das células da EM1 a partir de  $|\eta| > 1,8$  e a presença de material morto na região do *crack* ( $1,37 < |\eta| < 1,54$ ).

A fim de verificar o comportamento das simulações em dados com empilhamento, injetou-se ruído físico nas amostras de  $Z \rightarrow ee$  e jatos, produzidas separadamente, com um perfil de empilhamento médio de 60 interações por *bunch crossing*. Do ponto de vista de classificação, o congestionamento de sinal no calorímetro afeta a reconstrução de elétrons, havendo maior probabilidade de sobreposição de sinais provenientes de partículas distintas em regiões próximas. Nesse caso, uma contaminação na região de análise (*cluster*) pela deposição de energia de outra partícula pode causar, dependendo da intensidade e posição, a descaracterização do processo de desenvolvimento de um chuveiro EM, que sofrerá com contribuições hadrônicas em regiões não centradas no baricentro de energia, aumentando assim o perfil lateral do chuveiro (Veja a Figura 7.11a). Longitudinalmente, ainda que essas contribuições sejam provenientes de partículas com, geralmente, baixo  $E_T$ , as mesmas podem se alastrar até o HCAL devido à sua natureza hadrônica (Veja a Figura 7.11b).

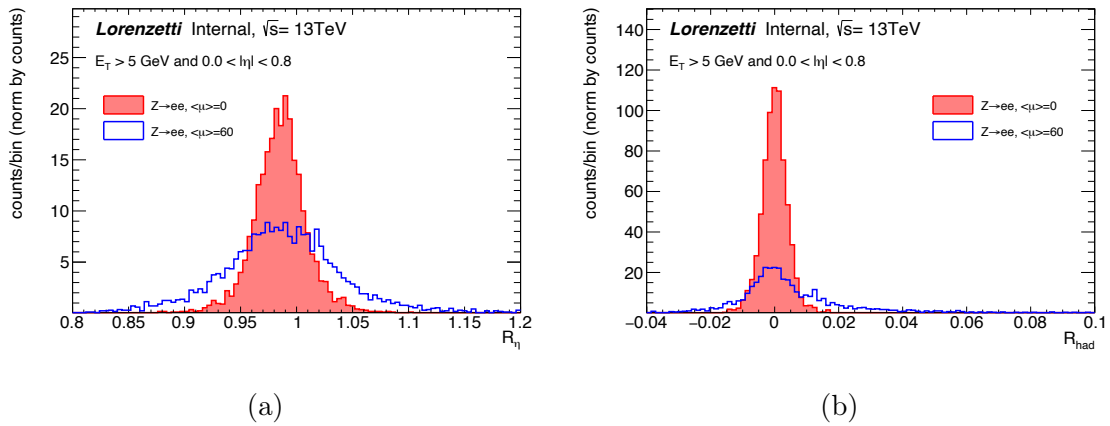


Figura 7.11: Grandezas físicas descritivas de calorimetria relacionadas ao vazamento lateral ( $R_\eta$ ) e longitudinal ( $R_{had}$ ) em simulações de com e sem empilhamento. Os valores foram calculados a partir da informação do *cluster* eletromagnético formado pela etapa de reconstrução do *framework* em dados de simulação de  $Z \rightarrow ee$ .

## Capítulo 8

# Desdobramentos do *NeuralRinger* para a *Run 3*

Deu-se prioridade ao desenvolvimento das técnicas principais deste trabalho envolvendo a proposta de um *ensemble* de redes neurais alimentado pela informação anelada para a etapa rápida do sistema de filtragem *online* para elétrons. Todavia, esta não foi a única contribuição realizada. Após o comissionamento do *NeuralRinger* diversas propostas envolvendo o tema foram submetidas à colaboração com o objetivo de preparar o sistema de filtragem para a *Run 3*. Este capítulo apresentará todas as propostas desenvolvidas em conjunto com outros pesquisadores do qual o autor deste trabalho esteve diretamente envolvido durante a coordenação<sup>1</sup> do grupo  $e/\gamma$  (elétrons e fótons) do sistema de filtragem *online*. Todos os trabalhos apresentados foram desenvolvidos em conjunto com a colaboração através de propostas de *authorship*<sup>2</sup> submetidas ao ATLAS.

Na Seção 8.1 será discutido a extensão do *NeuralRinger* para as assinaturas de elétrons em baixa energia não cobertas durante a *Run 2*. Por sua vez, a Seção 8.2 discutirá o uso do *NeuralRinger* para as assinaturas de fótons em relação a estratégia atual baseada em cortes sequenciais no primeiro estágio de seleção. A Seção 8.3 discutirá uma proposta de calibração de energia a partir dos anéis concêntricos de energia para o primeiro estágio de reconstrução (FastCalo) das cadeias de elétrons e fótons do *online*. Por fim a Seção 8.4 discutirá a extensão do *trigger* de elétrons para a região *forward* do calorímetro atualmente não coberta pelo sistema de filtragem *online*.

---

<sup>1</sup>Em março de 2021 o autor deste trabalho foi eleito pela colaboração, através de votação fechada, para assumir o cargo de coordenador (*co-convener*), junto com o pesquisador Christopher Meyer (*convener*) da universidade de Indiana (Estados Unidos), do grupo *TriggerEgamma*.

<sup>2</sup>Para qualificar-se como um autor do experimento ATLAS o novo membro deve possuir um trabalho, ou proposta, relevante previamente aprovada pelo comitê. Após aprovada, o autor terá o prazo máximo de um ano para concluir a proposta e apresentar os resultados para todos os grupos envolvidos na área do experimento escolhida. Caso o trabalho seja reconhecido e aceito pela comunidade, o autor passa a integrar a lista de autores do experimento ATLAS.

## 8.1 A Troca Para Cadeia *Ringer* Em Elétrons de Baixa Energia

O comissionamento do *NeuralRinger* (2017) trouxe para o ATLAS uma solução de aprendizado de máquina para o sistema de filtragem *online* de elétrons acima de 15 GeV, conforme definido pela colaboração naquela época. Durante os dois últimos anos da *Run 2*, o sistema de seleção de elétrons operou com duas técnicas de seleção: cortes sequenciais (T2Calo) baseados nas grandezas físicas produzidas no primeiro estágio de seleção (FastCalo) para todas as cadeias de baixa energia; seleção através do *NeuralRinger* para todas as cadeias de elétrons acima de 15 GeV. Contudo, para a *Run 3* é esperado que a tomada de dados se inicia com o *NeuralRinger* cobrindo toda a faixa de energia. Ainda durante o comissionamento (2017) foram realizados estudos de atuação do *NeuralRinger* para as cadeias de baixa energia dedicadas a seleção de elétrons provenientes do decaimento do  $J/\Psi$ . Contudo, apenas as assinaturas de elétrons acima de 15 GeV foram substituídas.

A migração do *NeuralRinger* para baixa energia foi realizada pelo aluno de doutorado Micael Araújo Veríssimo (UFRJ/COPPE) como parte do trabalho de *authorship* submetido em outubro de 2019. Os resultados apresentados mostraram que o *NeuralRinger* é capaz de reduzir drasticamente o número de falsos elétrons aprovados, para uma mesma probabilidade de detecção ( $P_D$ ), em relação à estratégia de cortes sequenciais (T2Calo) utilizada desde o início da *Run-1*. Para avaliar a eficiência de sinal nesta faixa utilizou-se o método T&P<sup>3</sup> para elétrons provenientes do decaimento de  $J/\Psi$  para selecionar as amostras de interesse em dados de colisão. Em contrapartida, as amostras de ruído utilizadas para avaliar o falso alarme do sistema foram selecionadas através do método inverso T&P em dados de colisão. Adicionalmente exigiu-se que os candidatos fossem, também, reprovados pelo critério menos restritivo (*lhvlose*). A Tabela 8.1 apresenta os valores percentuais emulados em eficiência de sinal (HLT) e falso alarme (HLT e FastCalo) para cada uma das assinaturas de elétrons<sup>4</sup> em baixa energia presentes no *menu*. Para a assinatura `e5_lhlose_nod0` a rejeição de falsos candidatos observada foi de  $\sim 6\times$  no FastCalo para um mesmo  $P_D$ <sup>5</sup> em relação a cadeia *noringer* na saída do HLT. Ainda

---

<sup>3</sup>Para essa faixa de energia é esperado elétrons majoritariamente provenientes do decaimento da  $J/\Psi$ . Para selecionar tais objetos utilizando o método T&P é necessário realizar algumas adaptações no algoritmo descrito no Apêndice B.1. A primeira adaptação está relacionada à massa do bóson que deve estar entre 2,8 e 3,3 GeV (Diferença do bóson Z que se encontra entre 80 e 100 GeV). O segundo requisito adicional é o *pseudo-lifetime* que deve ser menor que -1 ou maior que 0,2.

<sup>4</sup>Somente cadeias com um único elétrons com energia abaixo de 15 GeV.

<sup>5</sup>Embora os valores não sejam iguais considera-se que a detecção é a mesma ao observar as curvas de eficiência. As diferenças observadas são relativas as diferenças de  $P_D$  observadas na região do *crack*. O que na prática não importa para o resultado final do sistema uma vez que essa região é muitas vezes desconsiderada pelo grupo de análises devido a sua baixa resolução.

Tabela 8.1: Emulação das eficiências para os estágios de seleção do HLT e FastCalo em cada uma das assinaturas de baixa energia presentes no *menu* de elétrons. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $J/\Psi$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS e ser aprovado pela seleção *offline* específica da assinatura analisada. Para medir a rejeição de falsos elétrons utilizou-se dados de colisão aplicando a lógica inversa do método T&P. Adicionalmente exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). As cadeias *ringer* representam o acionador de elétrons operando com um conjunto de redes neurais alimentados pela descrição de energia em forma de anel no FastCalo, enquanto as cadeias *noringer* representam os acionadores de elétrons operando com a estratégia de seleção baseada em cortes sequenciais (T2Calo) no FastCalo.

Assinatura		Jatos		$J/\Psi \rightarrow ee$
		FastCalo [%]	HLT [%]	HLT [%]
e5_lhloose_nod0	noringer	34,71	0,25	89,92
	ringer	5,64	0,19	89,92
e7_lhmedium_nod0	noringer	35,91	0,06	93,01
	ringer	3,94	0,05	92,89
e9_lhmedium_nod0	noringer	35,34	0,06	95,23
	ringer	3,28	0,05	94,70
e10_lhvloose_nod0_L1EM7	noringer	41,89	0,63	97,64
	ringer	4,68	0,35	97,15
e12_lhvloose_nod0_L1EM10VH	noringer	14,79	0,41	95,92
	ringer	2,01	0,21	95,69

em relação a saída do HLT observou-se uma redução no número percentual de falsos elétrons aprovados pelas assinaturas de baixa energia.

Por fim, os resultados encorajaram a substituição da estratégia de cortes pelo *NeuralRinger* após a conclusão do trabalho de *authorship* no final de 2019. Para 2022 espera-se que os modelos treinados em dados de colisão de 2017 sejam atualizados considerando simulações de Monte Carlo mais atuais. Na época este projeto foi orientado pelo autor deste trabalho e Werner Spolidouro Freund e continua sendo desenvolvido como tema de tese de doutorado do aluno Micael Araújo Verissimo.

## 8.2 O *NeuralRinger* Para Fótons

Para a *Run 3* é esperado que todas as assinaturas de elétrons presentes no *menu* operem com o *NeuralRinger*. Em contrapartida, as assinaturas de fótons permanecem até hoje utilizando as estratégias de seleção de eventos baseadas em cortes sequenciais (em ambos os sistemas *online* e *offline*) concebidas na *Run-1*. Com o objetivo de reduzir as demandas em alocação de recurso na etapa rápida de fótons (FastCalo) foi proposta a migração do *NeuralRinger* para as assinaturas de

fótons como parte do trabalho de *authorship* do aluno de doutorado Juan Lieber Marin (UFBA) submetida em março de 2020.

Para realizar o estudo utilizou-se dados de fótons isolados (sinal) e jatos hadrônicos com o mínimo de 17 GeV de energia provenientes de simulação de Monte Carlo. Para compor o treinamento dos classificadores foram utilizados os mesmos espaços de fase definidos na abordagem em elétrons. O *ensemble* de redes neurais do tipo MLP foi ajustado para três pontos de operação distintos considerando a correção de empilhamento. Atualmente, o algoritmo T2Calo que opera no FastCalo de fótons possui apenas um ponto de operação. Neste trabalho, diferente do T2Calo de elétrons que possuía quatro pontos de operação distintos, os pontos foram derivados a partir dos valores de referência obtidos através algoritmo de corte sequencial utilizado no HLT acrescidos de um valor fixo.

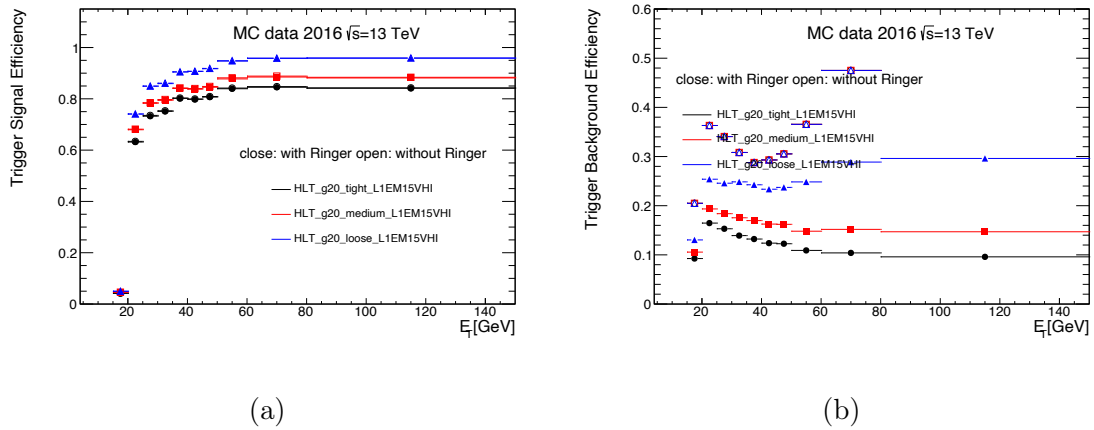


Figura 8.1: Eficiência emulada das cadeias de fótons medidas em dados de simulação. Em (a): Curvas de eficiência em detecção de fótons isolados na saída do HLT em função da energia transversa *offline* medidas em dados de simulação de fótons isolados. Em (b): Curvas de rejeição de falsos fótons no FastCalo em função da energia transversa *offline* medidas em dados de simulação de jatos hadrônicos com pelo menos 17 GeV de energia. Os marcadores preenchidos representam os acionadores de fótons operando com um conjunto de redes neurais alimentadas pela descrição de energia em forma de anel no FastCalo, enquanto os marcadores não preenchidos (vazios) representam os acionadores de fótons operando com a estratégia de seleção baseada em cortes sequências (T2Calo) no FastCalo. As cores preta, vermelha e azul representam os pontos de operação *tight*, *medium* e *loose* respectivamente.

A Figura 8.1 apresenta os resultados de operação do *NeuralRinger* para fótons para os três pontos de operação da assinatura com corte nominal em 20 GeV. Em (a) observa-se a eficiência de sinal em fótons isolados na saída do HLT em função da energia transversa medida no *offline* para as cadeias *ringer* (marcadores preenchidos) e *noringer* (marcadores abertos) para os três pontos de operação. Avaliou-se, também, as curvas de rejeição de falsos candidatos (b) com o objetivo de verificar o comportamento em ambas as estratégias quando medidas em dados de simulação

de jatos hadrônicos. Observa-se que o *ensemble* de redes neurais é capaz de reduzir o número de falsos candidatos aprovados no primeiro estágio de seleção (FastCalo) em relação a estratégia baseada em cortes (T2Calo) em qualquer um dos pontos de operação definidos (diferente do T2Calo que possui apenas um ponto de operação). Por outro lado, a Tabela 8.2 apresenta os valores percentuais emulados em detecção de fótons e rejeição de falsos candidatos para um conjunto de assinaturas presentes no *menu* de fótons em dados de simulação.

Tabela 8.2: Emulação das eficiências para os estágios de seleção do HLT e FastCalo em cada uma das assinaturas de baixa energia presentes no *menu* de fótons. Para medir a rejeição de falsos elétrons utilizou-se dados de simulação de jatos hadrônicos com pelo menos 17 GeV de energia. Os valores de eficiência em detecção de fótons isolados foram medidos em dados de simulação de fótons. As cadeias *ringer* representam o acionador de fótons operando com um conjunto de redes neurais alimentados pela descrição de energia em forma de anel no FastCalo, enquanto as cadeias *noringer* representam os acionadores de fótons operando com a estratégia de seleção baseada em cortes sequenciais (T2Calo) no FastCalo.

Assinaturas		Jatos		Fótons Isolados	
		FastCalo [%]	HLT [%]	FastCalo [%]	HLT [%]
g20_tight_L1EM15VH	noringer	51,18	10,00	97,94	83,05
	ringer	17,26	8,60	95,85	82,70
g20_medium_L1EM15VH	noringer	51,18	13,33	97,94	87,29
	ringer	18,27	9,68	96,65	86,92
g20_loose_L1EM15VH	noringer	51,18	26,85	97,94	94,29
	ringer	25,09	16,70	98,03	94,15
g35_tight_L1EM22VHI	noringer	34,50	7,67	96,96	83,06
	ringer	11,79	6,71	95,15	82,85
g35_medium_L1EM22VHI	noringer	34,50	10,19	96,96	87,07
	ringer	15,78	8,88	95,85	86,75
g35_loose_L1EM22VHI	noringer	34,50	18,02	96,96	93,83
	ringer	24,57	14,65	97,11	93,75
g120_loose_L1EM22VHI	noringer	83,25	21,40	96,94	90,85
	ringer	30,90	15,14	95,33	90,44

Por fim, os resultados apresentados no final do *authorship* serviram como motivação para a migração eventual do algoritmo de corte no FastCalo para a abordagem com o *NeuralRinger* em todas as assinaturas de fótons presentes no *menu*. Na época este projeto foi orientado pelo autor deste trabalho e continua sendo desenvolvido como tema de tese de doutorado do aluno Juan Lieber Marin. Atualmente o projeto encontra-se em andamento e tem previsão de comissionamento para o segundo ano (2023) da *Run 3*.



## 8.3 Calibração de Energia Na Etapa Rápida de Calorimetria

Atualmente o sistema de filtragem *online* utiliza a calibração para corrigir as energias dos *clusters* eletromagnéticos em relação as energias esperadas no *offline* (ou a verdade da simulação). No HLT, essas correções de energia são realizadas pelo primeiro estágio de seleção da etapa de precisão (Veja Figura 5.2b) através de uma Boosted Decision Tree (BDT) alimentada pelos valores de posição, energia das camadas e algumas grandezas físicas extraídas do *cluster* eletromagnético. No sistema de filtragem *online* é comum aplicar cortes em energia transversa para reduzir a taxa de eventos ao longo da cadeia de processamento antes de aplicar a seleção via classificação (*NeuralRinger*, cortes sequenciais ou máxima verossimilhança). Contudo, esses cortes em energia devem ser ajustados de acordo com o sistema de reconstrução utilizado. Por exemplo, no primeiro estágio de seleção de elétrons (FastCalo) utiliza-se um corte de energia menor<sup>6</sup> que o exigido pela assinatura devido a ausência de calibração nos valores em energia neste estágio. Todavia, para os estágios de precisão, onde é realizado a calibração, o valor de corte utilizado é o da assinatura (nominal). Conseqüentemente mais objetos podem chegar à etapa de precisão e eventualmente serem eliminados pelo corte nominal de energia.

Com o objetivo de permitir uma melhor seleção de eventos, abordando somente o aspecto da energia do cluster, e redução na taxa de eventos na etapa de precisão foi proposto um trabalho de *authorship* em parceria com a universidade de Sorbonne (França) para construir um sistema de calibração no FastCalo baseado nos anéis concêntricos de energia. No entanto a proposta original foi dividida em duas frentes: a primeira aborda o problema utilizando somente os anéis de energia em sua formatação original para corrigir as energias do *cluster*; a segunda proposta inclui a assimetria no desenvolvimento do chuveiro nos calorímetros através da construção dos anéis assimétricos de energia como forma de capturar tais efeitos e permitir uma melhor calibração. Os projetos foram submetidos em março de 2021 como propostas de *authorship* dos professores Eduardo Furtado de Simas Filho (UFBA) e Paulo César Machado de Abreu Farias (UFBA) respectivamente sendo ambos orientados pelo autor deste trabalho e os professores Bertrand Laforge (Universidade de Sorbonne) e José Manoel de Seixas (COPPE/UFRJ) e com grande inspiração nos trabalhos realizados por Werner Spolidouro Freund durante seu pós-doutorado (2018-2019).

A primeira proposta encarrega-se de avaliar um sistema de calibração baseado em [142] no primeiro estágio de reconstrução (FastCalo) do sistema de filtragem *on-*

---

<sup>6</sup>No FastCalo o corte de energia aplicado é o corte nominal indicado pela assinatura menos 3 GeV. Por exemplo, uma assinatura e `28_lhtight_nod0_ivarloose` possui um corte nominal de 28 GeV aplicado na etapa de precisão e 25 GeV aplicado na etapa rápida (FastCalo).

*line*. Contudo, diferente da calibração utilizada no *offline* e no HLT (etapa precisa), o novo sistema deve ser alimentado pelas grandezas físicas e os anéis concêntricos de energia utilizando como base a técnica de estimação (BDT) proposta pelo *offline*. Em ambos os trabalhos é considerado o uso de outras técnicas de estimação de energia, como redes neurais, para corrigir as energias do *cluster* na etapa rápida. Por outro lado, a segunda proposta vai além da calibração explorando os efeitos de assimetria dos chuveiros de partículas nos calorímetros através de novas topologias de anéis de energia (chamados de anéis assimétricos). Dessa forma, neste trabalho foram propostas duas alternativas aos anéis de energia originais (simétricos):

- *Quarter-Rings*: Essa formatação divide o anel em quatro quadrantes<sup>7</sup> a partir do plano  $\eta \times \phi$  com o objetivo de explorar a assimetria relacionada a direção do chuveiro no calorímetro;
- *Super-Strips*: Essa formatação explora o agrupamento das células em apenas um dos eixos ( $\eta$  ou  $\phi$ ).

Todavia, a informação das células não é disponibilizada à nível de análise. Sendo essencial, por tanto, adaptar o código de reconstrução dos anéis no FastCalo para armazenar algumas informações relevantes sobre as células (energia e posição) pertencentes ao *cluster* formado. Conseqüentemente foi necessário solicitar uma nova produção<sup>8</sup> de Monte Carlo contendo as informações das células utilizadas na etapa rápida de reconstrução. Atualmente ambos os trabalhos encontram-se em desenvolvimento no ATLAS com previsão de comissionamento para o segundo ano da *Run 3*. Espera-se ainda esse ano a implementação do código responsável por computar a calibração e a comparação entre as abordagens (simétricas e assimétricas).

## 8.4 Extensão das Cadeias de Elétrons Para a Região *Forward*

Atualmente o sistema de filtragem *online* de elétrons cobre toda as regiões do barril e tampas ( $|\eta| < 2,5$ ) dos calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos. Contudo, ainda existe material, mesmo que com baixa granularidade, após essa faixa preenchidos por outros calorímetros. Diferente do *online*, que não é capaz de produzir regiões de interesse para essa região, o sistema de filtragem *offline* pode acessar

<sup>7</sup>O plano pode ser dividido em um eixo horizontal ( $\eta$ ), que é chamado de eixo das abscissas, e um eixo vertical ( $\phi$ ), que é o eixo das ordenadas centrado na posição do *cluster*. Assim, as retas perpendiculares dividem o plano em quatro regiões, que são chamadas de quadrantes.

<sup>8</sup>Devido a natureza da amostra, a nova produção tomou meses de projeto devido a dificuldade de adaptação do *framework*.

essas regiões e produzir sementes<sup>9</sup>. Para a *Run 3* é esperado que o sistema de filtragem *online* de elétrons seja capaz de acessar regiões além das tampas. Com o objetivo de estender as assinaturas de elétrons para essas regiões (até 3,2 em  $\eta$ ) e utilizar a informação anelada, como alternativa as grandezas físicas, foi criada uma proposta de *authorship* como parte do trabalho do aluno de pós-doutorado Meinrad Moritz Schefer (Universidade de Berna, Suíça) iniciado em março de 2021.

Contudo este trabalho apresenta algumas limitações. Conforme mencionado, o sistema de filtragem *online* não é capaz de produzir regiões de interesse a partir do sistema de *hardware* (L1Calo). Além disso, o sistema de reconstrução em *software* necessita de uma região de interesse para extrair as informações necessárias e tomar uma decisão a partir de uma assinatura configurada. Em contrapartida é possível emular o sistema de filtragem em *hardware* nas regiões além da tampa para produzir regiões de interesse. Contudo, com a migração do antigo *software* de reconstrução (*Athena*) para a versão *multithread* e as constantes alterações do sistema de reconstrução em *hardware* para a nova topologia da *Run 3*, o emulador responsável pelas regiões do *forward* ainda não foi completamente finalizado. Para contornar tais limitações foram realizados estudos na construção dos anéis de energia para a nova região utilizando a reconstrução (através das sementes) do sistema de filtragem *offline*. Os resultados apresentados até agora abordam a concepção da construção dos anéis nessa região utilizando dados de simulação de Monte Carlo. Como os amostradores nessa região ( $2,5 < |\eta| < 3,2$ ) possuem pouca granularidade é esperado um número de anéis bastante reduzido em relação as quantidades apresentadas na região atualmente coberta pelo *NeuralRinger* (100 anéis). Por exemplo, para essa região é esperado 4 e 2 anéis para cada camada proveniente do EMEC e HEC respectivamente. Ao todo serão reconstruídos 8 anéis no eletromagnético (EMEC2 e EMEC3) e 6 anéis no hadrônico (HEC0, HEC1-2 e HEC3).

Atualmente o trabalho encontra-se em desenvolvimento para o sistema de filtragem *offline*. Todavia, sabe-se que os sistemas *online* são montados a partir de versões degradadas provenientes dos sistemas *offline*. Como a proposta inicial do *authorship* era relacionada ao sistema *online* é esperado que os estudos realizados sejam facilmente replicados assim que as limitações impostas pelo sistema de reconstrução oficial na região do *forward* sejam resolvidas junto a colaboração. Este projeto é orientado pelo autor deste trabalho em conjunto com os pesquisadores Bernardo Sotto Maior Peralva (UERJ) e Hans Peter Beck (Universidade de Berna, Suíça).

---

<sup>9</sup>As sementes são as regiões de interesse formadas pelo sistema de reconstrução *offline*.

## Capítulo 9

# Conclusões e Trabalhos Futuros

Como observado ao longo deste trabalho, o campo da Física de Altas Energias fornece um ambiente desafiador e favorável ao desenvolvimento de técnicas de inteligência computacional e processamento de sinais. Em especial, porque envolve desafios como a grande massa de dados, eventos raros, ambiente com diversos canais de leitura (alta dimensionalidade) e restrição de tempo. Além disso, com o crescente aumento da luminosidade durante a *Run 2* e as previsões de operação para a *Run 3*, o efeito de empilhamento de sinais no detector se tornou um dos principais impulsores de novas técnicas que mitiguem este efeito ou permitam uma operação do sistema de filtragem sem eventuais degradações.

Os anos de operação da *Run 2* (2015-2018) é um exemplo desse cenário, onde a crescente taxa de eventos fez com que o efeito de empilhamento de sinais atingisse um patamar em que as técnicas de referência, empregadas por mais de 50 anos na área por diversos experimentos, atingissem limitações para atender às demandas de eficiência e operação do sistema de filtragem. Especificamente para o sistema de filtragem (*online/offline*) para elétrons, em um primeiro momento, a colaboração optou por realizar a troca do algoritmo de referência *offline* por uma técnica multivariável de máxima verossimilhança (LH) com o objetivo de melhorar a seleção de candidatos e diminuir a aquisição de ruído (candidatos não interessantes) no sistema. Conseqüentemente, uma versão degradada do algoritmo de seleção foi implantada no sistema *online* com o objetivo de selecionar candidatos eficientemente. Todavia, essa atualização somente afetava o último estágio do sistema de filtragem, impossibilitando assim, uma redução na alocação de recursos da fazenda de computadores nos níveis inferiores. Posteriormente, com o aumento da luminosidade ao longo do período e as previsões de um possível cenário de colapso do sistema *online* (segunda metade de 2017), houve a necessidade de otimizar o sistema de filtragem *online* por completo.

Em 1991 foi proposto pela COPPE/UFRJ a introdução de uma técnica de seleção de elétrons a partir da informação anelada, inspirada no experimento SPACAL, da

região de interesse. Posteriormente essa informação seria utilizada para alimentar uma rede neural capaz de selecionar eficientemente os objetos físicos (elétrons). Naquela época, esse sistema foi instalado no segundo nível de filtragem, equivalente a etapa rápida de calorimetria do HLT nos dias atuais, e comparado com o algoritmo de referência da época (cortes rígidos em algumas variáveis descritivas em calorimetria). Ao longo dos anos diversos trabalhos demonstraram que essa estratégia, sozinha, era capaz de reduzir drasticamente o número de falsos candidatos aceitos por este nível de filtragem. Todavia, seu emprego sempre enfrentou resistência, por parte da colaboração, pela mesma não ser desenvolvida a partir da referência *offline*. Estratégia comum adotada pelos experimentos em Física de Partículas, onde os algoritmos são desenvolvidos no *offline* e degradados, posteriormente, para o *online*. Além disso, a utilização de uma rede neural implicava no total desconhecimento dos efeitos sistemáticos que esta técnica poderia ocasionar nas amostras selecionadas pelo sistema de filtragem *online*. Assim, o argumento utilizado naquela época era que o uso de uma técnica de seleção “caixa preta” poderia ocasionar uma distorção na medição de propriedades e incapacitar a observação de determinados processos físicos (o pior cenário). Contudo, em 2016, com os avanços da inteligência artificial em diversas áreas e a previsão de colapso do sistema de filtragem *online* do ATLAS, essa proposta foi posta novamente em avaliação.

A fim de lidar com as limitações previstas pelo sistema de filtragem *online* do ATLAS, foi proposto o *NeuralRinger* para a atuação no sistema de filtragem *online*. Durante o comissionamento, o discriminador (*ensemble* de redes neurais alimentado pela informação anelado do *cluster*) foi utilizado para compor uma nova cadeia de *trigger* (*ringer*). Inicialmente, duplicou-se alguns dos principais *trigger* primários (sem fator de pré-escala) acima de 15 GeV utilizando a sequência *ringer* e realizou-se uma comparação direta, em termos de eficiência, entre as cadeias (*ringer* e *noringer*). Os resultados obtidos antes do comissionamento mostraram a superioridade da cadeia *ringer* na rejeição de falsos candidatos em relação a cadeia original (*noringer*) para algumas das assinaturas de *trigger* avaliadas em dois reprocessamentos de dados utilizados como referência. Para as assinaturas compreendidas entre  $15 < E_T < 30$  GeV, obteve-se um ganho em rejeição de pelo menos  $\approx 1.5\times$  no primeiro estágio de seleção (FastCalo) do HLT. Para as assinaturas mais altas ( $E_T > 60$  GeV), esse ganho foi ainda maior com uma redução de pelo menos  $\approx 3\times$  em relação a cadeia original. Em relação a detecção de elétrons (sinal) não se observou qualquer alteração, em termos de eficiência, no final das cadeias (composta pela decisão combinada das diferentes estratégias utilizadas pela cadeia, incluindo a LH). Esses resultados motivaram a inclusão das cadeias *ringer* no *menu* oficial proposta através do período de comissionamento da estratégia neural.

Ainda em 2017, identificou-se um problema em um dos setores do LHC que

reduziu o número de pacotes preenchidos no feixe para 70% de sua capacidade nominal. A fim de compensar a perda na luminosidade devido a menor taxa de cruzamento de pacotes, aumentou-se a concentração dos feixes e adicionou-se mais prótons nos pacotes (intensidade do feixe), o que permitiu atingir a luminosidade recorde prevista para 2017. Esta solução provocou um aumento no número médio de interações por evento (pacote de prótons mais denso) que atingiu um pico de  $\langle \mu \rangle \geq 60$  nos últimos meses de colisão. Como os modelos de seleção de elétrons utilizados no sistema de filtragem *online* em 2017 foram ajustados a partir de simulação de Monte Carlo (com previsão de  $\langle \mu \rangle = 40$ ) observou-se uma queda em eficiência de detecção ( $P_D$ ) nas assinaturas primárias nos últimos meses de colisão ( $\langle \mu \rangle > 40$ ) em 2017. Essas ineficiências, observada principalmente no último estágio de seleção de elétrons (LH), exigiu um reajuste das estratégias de seleção (LH e *NeuralRinger*), utilizados em 2017, para operação em condições de alto empilhamento (previsto também para 2018).

Com a conclusão da tomada de dados de 2017, iniciou-se o período de preparação para o último ano da *Run 2* (2018) como parte do trabalho de *authorship* do autor deste trabalho. Diferente do procedimento adotado em 2017 com dados de simulação, os modelos utilizados em 2018 foram treinados a partir de dados de 2017 (com alto grau de empilhamento). Para este ano foram utilizados 25 modelos e patamares de decisão, baseados nas regiões de decisão utilizadas para o ano de 2017 (v8). Após substituir os modelos e operar ao longo de todo 2018 conclui-se que as ineficiências observadas nos últimos meses de 2017 foram mitigados pelo treinamento com os dados de 2017.

Como foco principal deste trabalho, os avanços do *NeuralRinger* para a *Run 3* basearam-se no emprego de novas representações do evento através da interpretação da física e (ou) da inclusão de sensores de leitura capazes de fornecer uma outra perspectiva do desenvolvimento do chuveiro no detector. Além disso os avanços consideram uma abordagem mais direta através do emprego de modelos neurais profundos (ou rasos) mais sofisticados como forma de melhorar a separação de sinal e ruído físico no sistema de filtragem. Assim, a primeira abordagem (v9) considerou o treinamento de uma rede de fusão multicamada (MLP) obtida através da junção das informações provenientes dos anéis e das grandezas de calorimetria reconstruídas no FastCalo. Os resultados mostraram que para uma operação *tight* (*vloose*) o falso alarme reduziu de 1,95% (2,74%) para 0,87% (1,33%) considerando uma mesma probabilidade de detecção de elétrons ( $P_D$ ). A segunda estratégia (v10) considerou o emprego de um modelo de aprendizado profundo baseado em camadas de convolução unidimensional e redes totalmente conectadas alimentada somente pelos anéis de energia para tomar a decisão no FastCalo. Os resultados mostraram que para uma operação *tight* (*vloose*) o falso alarme reduziu de 1,30% (2,74%) para 0,65%

(1,33%) para um mesmo  $P_D$ . A terceira abordagem (v11) considerou as camadas de representação da estratégia v10 (camadas de convolução) alimentada pelos anéis e a camada escondida da rede especialista alimentada pelas grandezas de calorimetria para compor uma rede de fusão. Novamente, os resultados obtidos mostraram que para uma operação *tight* (*vloose*) o falso alarme reduziu de 1,10% (2,74%) para 0,55% (1,33%) para um mesmo  $P_D$ .

Com o término da *Run 2*, a colaboração observou uma queda em eficiência nas cadeias ringer em processos físicos altamente energéticos, gerados através de simulação de Monte Carlo, onde são produzidos pares elétron-pósitron colimados. Em outras palavras, o segundo lépton encontra-se próximo da janela de observação do *cluster* do primeiro lépton avaliado pelo sistema de filtragem. Para a cadeia noringer esse mesmo efeito não foi observado. Durante a *Run 2*, o algoritmo de anelamento empregou uma janela de  $0,4 \times 0,4$  no plano  $\eta \times \phi$  centrada na célula mais quente, de cada camada, do *cluster* eletromagnético para construir os anéis. Tomando como exemplo a construção da variável  $R_\eta$ , uma das mais discriminantes, observou-se que a mesma é computada através da razão de energias calculadas pela soma das energias das células da segunda camada (EM2) contidas em uma janela  $3 \times 7$  e  $7 \times 7$  células centradas na célula mais quente. No entanto, os anéis de energia são montados utilizando uma janela que vai muito além da cobertura aplicada pelas principais grandezas de calorimetria utilizadas pela Física de Partículas. Desta forma concluiu-se que as cadeias noringer não eram afetadas pelos eventos colimados (ou *boosted*) devido ao tamanho de suas janelas (mais focado no núcleo do chuveiro ao invés dos anéis que incluem regiões periféricas afetadas pelos objetos não centrais). Assim, com o objetivo de mitigar a interferência dos objetos periféricos na construção dos perfis do objeto central foi proposta a redução do tamanho da janela de reconstrução do *NeuralRinger*. A fim de avaliar cada uma das abordagens (fusão e aprendizado profundo) discutidas anteriormente, replicou-se cada uma das estratégias considerando o uso de metade da informação dos anéis para a construção dos novos modelos (v8→v12, v9→v13, v10→v14 e v11→v15).

Os resultados mostraram que as redes alimentadas pela metade da informação dos anéis não colapsaram a ponto de apresentarem valores de eficiência e rejeição discrepantes em relação aos modelos equivalentes alimentados pela informação completa dos anéis (diferenças em torno de 0,2%). Contudo, ainda é necessário um estudo mais aprofundado para avaliar o impacto provocado pela redução da janela do algoritmo de anelamento em relação a saída do HLT. Ainda, para cada uma das estratégias avaliou-se o comportamento das redes em alta energia (acima de 100 GeV). Para uma das assinaturas mais restritivas emuladas (e28\_lhtight\_nod0\_(noringer)\_ivarloose) os resultados mostraram que as redes multicamadas (MLP) alimentadas somente por anéis (v8 e v12) foram capazes de manter a eficiência

( $\approx 100\%$ ) em alta energia em relação a cadeia noringer (utilizada como referência neste exemplo). Para as estratégias que combinam as variáveis de calorimetria através de fusão (v9 e v13) foi observado uma queda em eficiência a partir de 200 GeV ( $\approx 80\%$ ). Por outro lado, as redes que empregam camadas de convolução (v10, v11, v14 e v15) em sua estrutura apresentaram quedas abruptas de eficiência (chegando a 20–40%) a partir de 400 GeV. Esses resultados mostraram que a inclusão de algumas variáveis de calorimetria, em especial as grandezas relacionadas ao vazamento hadrônico como a  $f_3$ , pode degradar<sup>1</sup> a saída da rede neural nessa região. Além disso, as redes compostas por camadas de convolução apresentaram um comportamento pior nas regiões de mais alta energia em relação as abordagens baseadas em redes multicamadas. Indicando, por tanto, que as redes multicamada (MLP) são mais estáveis.

Para mitigar essas ineficiências, avaliou-se uma nova<sup>2</sup> grade de patamares de decisão incluindo uma nova região em energia ( $[50 \rightarrow 100 \rightarrow \infty]$ ) para todas as (5) regiões em  $\eta$  delimitadas (totalizando 30 espaços de fase de patamares de decisão e 25 espaços de fase de redes). Após alterar a grade de decisão, exceto para a estratégia de referência (v8), os modelos obtiveram uma eficiência em detecção de elétrons semelhante a cadeia noringer em toda a faixa de energia observada (até 800 GeV) em qualquer uma das assinaturas emuladas. Em relação a rejeição de falsos candidatos, os resultados mostraram que para a assinatura menos restritivas (e17\_lhvloose\_nod0\_(noringer)\_L1EM15VH) as estratégias v10 e v11 obtiveram valores de falso alarme acima de 0,15% na região da tampa e a estratégia v15 valores acima de 0,08% na região do barril (todas superiores em relação a estratégia de referência nas regiões citadas). Em relação a rejeição em função da energia, a estratégia v14 obteve os melhores resultados. Por outro lado, os resultados referentes a assinatura mais restritiva (e28\_lhtight\_nod0\_(noringer)\_ivarloose) emulada, mostraram um empate entre as técnicas v10, v11 e v14 (todas com falso alarme abaixo da referência). Para as estratégias v9 e v12 observou-se um acréscimo no falso alarme (acima da referência) nas regiões próximas ao *crack*. Por fim, estudou-se uma nova representação dos anéis formatados como uma imagem, chamada de v16, com o objetivo de avaliar as camadas de convolução bidimensionais. Para esse estudo foi utilizado a informação completa dos anéis de energia (100). Os resultados mostraram que a estratégia era capaz de operar de forma semelhante as estratégias compostas por camadas de convolução unidimensional (v10, v11, v14 e v15). Não trazendo, por tanto, nenhum ganho em termos de classificação.

<sup>1</sup>Para as cadeias noringer, o algoritmo de seleção desativa o corte em cima da variável de vazamento hadrônico a partir de 90 GeV.

<sup>2</sup>A inclusão de uma nova região no patamar de decisão já foi utilizada durante o comissionamento do *NeuralRinger* em 2017 onde incluiu-se uma nova região em  $\eta$  com o objetivo de manter a eficiência de classificação em duas regiões distintas, no final da tampa do calorímetro, constante.



Até aqui este trabalho propôs a alteração do sistema de filtragem *online* para elétrons ( $E_T > 15\text{GeV}$ ) na etapa rápida de calorimetria para uma estratégia multivariável através de um *ensemble* de redes neurais alimentadas pela informação anelada do evento para a *Run 2*. Ainda, diversas estratégias de redes neurais, seja por fusão da informação e (ou) modelos mais sofisticados, foram apresentadas com o objetivo de melhorar a separação de elétrons e jatos no sistema de filtragem *online* para a *Run 3*. No entanto, com a proximidade do início da *Run 3* deve-se escolher uma estratégia que atenda aos requisitos de operação segura em ambiente *online*. Nesse sentido, a nova estratégia deve atender aos seguintes critérios de escolha: estabilidade do modelo; resolução (mesmo que parcial) das limitações observadas nos modelos anteriores e redução no número de recursos alocados desnecessariamente na fazenda de computadores do sistema de filtragem. Assim, para o início da *Run 3* espera-se que a nova estratégia utilize um modelo de rede neural estável e largamente estudado pela área como é o caso das redes multicamadas (MLP) e resolva as limitações em eventos colimados através da redução da janela de reconstrução do algoritmo de anelamento. O terceiro critério não é infringido desde que a nova estratégia não aumente drasticamente a alocação de recursos desnecessários (falso alarme) nos estágios posteriores neste primeiro momento.

Como já mencionado, a estratégia v12 explorou o uso de uma rede neural multicamada semelhante àquela usada no início de 2018 (v8) alimentada somente pelos anéis presentes na primeira metade de cada uma das camadas do calorímetro (totalizando 50 anéis). Os resultados mostraram que, mesmo utilizando metade da informação, o novo *ensemble* de redes foi capaz de manter a eficiência de operação na detecção de elétrons ( $P_D$ ) em dados de colisão em relação a estratégia de referência (v8). Em relação a rejeição de falsos candidatos, os resultados mostraram que ambas as estratégias obtiveram valores próximos (0,1% de diferença para pior caso). Ainda, para as simulações de Monte Carlo *boosted* consistindo de elétrons fundidos originários de rádions ( $gg \rightarrow \text{radion}(3\text{ TeV}) \rightarrow VV \rightarrow eeqq$ ) foi medido a eficiência em detecção de elétrons em função da distância ( $\Delta R$ ) entre o elétron avaliado (central) e o segundo elétron periférico para as cadeias noringer e ringer (v8 e v12). Para a assinatura mais restritiva emulada (e28\_lhtight\_nod0\_(noringer)\_ivarlllose) os resultados mostraram que a cadeia noringer foi capaz de manter a eficiência em detecção a um patamar acima de 80% enquanto a cadeia ringer v8 (padrão) apresentou uma queda de eficiência à medida que o elétron periférico se aproximava do elétron central medido. Especificamente para esse caso, a eficiência caiu para 40% quando o elétron periférico já se encontrava no interior da janela de reconstrução do *NeuralRinger*.

Para a nova estratégia (v12), utilizando metade dos anéis, observou-se que a cadeia foi capaz de manter a eficiência próxima da cadeia noringer (acima de 80%).

Os resultados apresentados neste trabalho apontam para uma possível reformulação do tamanho da janela do algoritmo de anelamento atual (ou pelo menos para o uso de metade dos anéis disponíveis). Contudo ainda é necessário realizar estudos de impacto nas variáveis do *offline* para verificar se a nova estratégia é capaz de produzir algum erro sistemático nos dados coletados. No entanto, com o objetivo de comissionar essa estratégia, ainda no início da *Run 3* (2022), foi criada uma proposta de *authorship* no ATLAS com o propósito de aprofundar os estudos levantados por este trabalho.

Os avanços discutidos permitiram explorar toda a informação disponibilizada pelo sistema de reconstrução da primeira etapa rápida, até então não utilizada pelo *NeuralRinger*, através da fusão da informação de ambos os padrões. Todavia, esses avanços estão restritos somente ao primeiro estágio (FastCalo). No entanto, sabe-se que a seleção de eventos no último estágio da etapa rápida de elétrons (FastElectron) ainda opera através de cortes lineares através de variáveis que combinam a informação do calorímetro (*cluster*) e os possíveis candidatos a elétrons formados pelo sistema de traço. Nesse sentido, é natural que se busque novas estratégias de forma a otimizar, agora, a etapa rápida de elétrons como um todo (incluindo o FastElectron). Para essa abordagem, chamada de estratégia v17, utilizou-se a estratégia v12 no primeiro estágio de seleção da etapa rápida (FastCalo). No segundo estágio (FastElectron) substituiu-se o antigo método de seleção utilizado por um *ensemble* de redes neurais alimentadas pela metade da informação dos anéis concêntricos de energia (50 anéis) construídas no FastCalo e a informação de traço reconstruída neste estágio. Dessa forma, esta proposta segue como uma continuação do comissionamento apresentado para o FastCalo através das redes MLP alimentadas pela metade da informação dos anéis (v12).

Os resultados de emulação em dados de colisão de 2017 mostraram que para a assinatura menos restritiva (e17\_lhvloose\_nod0\_L1EM15VHI) a redução de falsos elétrons (candidatos) na saída do FastElectron foi de  $\approx 3,5\times$  (2,07% $\rightarrow$ 0,59%) enquanto para a assinatura de maior pureza (e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose) a redução foi de  $\approx 2\times$  (0,78% $\rightarrow$ 0,35%) em relação a estratégia de cortes lineares utilizada pela colaboração no segundo estágio. Em relação a saída do FastCalo, os valores de eficiência e rejeição mantiveram-se os mesmos uma vez que a estratégia v12 apresentou o mesmo comportamento que a estratégia atual (v8). Para todas as assinaturas emuladas, a eficiência da saída do HLT em dados colisão se manteve inalterada em relação a cadeia atual. Por fim, para a *Run 3*, esses resultados são de extrema importância uma vez que a redução estimada na saída do FastElectron pela nova cadeia pode ajudar a diminuir a pressão sobre os estágios posteriores (etapa de precisão) no sistema de filtragem *online* de elétrons.

Com os avanços da inteligência artificial em diversas áreas, em especial na fi-

sica de partículas, iniciou-se uma busca por novas soluções que se beneficiem das informações mais elementares do problema. Especificamente no problema de classificação utilizando a informação da calorimetria, diversos trabalhos têm explorado modelos de computação visual (Por exemplo redes de convolução) a partir da informação das células (menor unidade do calorímetro) para tomar uma decisão mais acurada. Todavia, na grande maioria dos experimentos, em especial no ATLAS, esse tipo de informação não é disponibilizada para os grupos de análise devido ao alto custo de armazenamento exigido. Ainda, a indisponibilidade de dados com diferentes perfis de empilhamento ou condições de operação não avaliadas pela colaboração, dificultam a disseminação de novas propostas e estudos (em especial no âmbito acadêmico). Com o objetivo de mitigar esse problema e promover, mais facilmente, a disseminação de dados de simulação de colisões com diferentes condições de empilhamento e acesso as informações elementares do calorímetro (como as células) foi criado um *framework* de reconstrução chamado de *Lorenzetti*. Embora este não faça parte do escopo principal deste trabalho, entendeu-se que o desenvolvimento desta ferramenta seria de extrema importância para o desenvolvimento de novos trabalhos na área que acabam sendo incapacitados devido a falta de dados desta natureza específica (inclusive para as condições previstas para *Run-4* e HL-LHC).

Os testes realizados no simulador mostraram que a construção do calorímetro genérico e a montagem da sequência de reconstrução do evento foram capazes de produzir dados simulados (elétrons provenientes do bóson Z ou jatos hadrônicos com mínimo de 17 GeV de energia) cujo perfis das grandezas de calorimetria estavam de acordo com o esperado pela Física. Em relação aos testes de simulação de empilhamento (*in-time* e *out-of-time*), observou-se a capacidade do simulador de produzir eventos de simulação em diferentes condições de empilhamento. Em termos de desenvolvimento de *software*, a construção do *framework*, inspirado majoritariamente no *framework* de reconstrução do ATLAS, o *Athena*, permitiu uma rápida curva de aprendizado dos pesquisadores envolvidos devido a simplicidade de sua organização e abstração das ferramentas de simulação comumente utilizadas na física de partículas (Geant4 e Pythia). Hoje, esta proposta conta com a colaboração de diversos pesquisadores (UFBA, UFJF, UERJ, COPPE/UFRJ e *Sorbonne*) e está em constante evolução para permitir os diversos estudos em calorimetria, além dos já cobertos pelo *trigger*, como: estimação de energia, simulação de *crosstalk* e novas estratégias para o algoritmo de anelamento (anéis assimétricos).

## 9.1 Trabalhos Futuros

A partir dos resultados obtidos neste trabalho, há grande motivação para continuar o desenvolvimento dos métodos para a aplicação no sistema de filtragem *online*

em elétrons e, possivelmente, outras partículas (como as assinaturas de fótons).

No caso dos modelos multicamadas (MLP) alimentadas pela metade da informação dos anéis, ainda se faz necessário avaliar os impactos causados por essa mudança nas variáveis *offline* quando selecionados por esta de forma *online*. Ainda, para o novo comissionamento de 2022, espera-se que os modelos sejam treinados em dados de simulação de Monte Carlo mais atuais, diferente do que foi apresentado neste trabalho. No entanto, os estudos apontam para uma possível direção na resolução das limitações do algoritmo de anelamento em processos físicos altamente energéticos cujo produto são léptons colimados. A fim de continuar os estudos, em sintonia com este trabalho, foi proposto no final de 2021, um trabalho de *authorship* no ATLAS, em colaboração com a UFRJ, com o objetivo de explorar diversas estratégias para mitigar as interferências causadas pelo lépton periférico no objeto central avaliado pelo *trigger*. Assim, para este ano (2022), espera-se que a seguinte estratégia de comissionamento seja adotada antes do início das colisões da *Run 3* para as cadeias de elétrons acima de 15 GeV: treinamento dos modelos multicamada alimentados somente pela metade da informação dos anéis em dados de simulação de Monte Carlo mais atuais; avaliação dos impactos no *offline* e nas assinaturas de *trigger* em relação ao atual sistema e, por fim, o comissionamento da estratégia.

Em relação a proposta de atualização da cadeia de elétrons para a extensão do *NeuralRinger* até o segundo estágio de seleção (FastElectron), ainda resta avaliar os impactos causados no *offline* e as diferenças nos perfis das variáveis de calorimetria e traços selecionados a partir do novo sistema. Por outro lado, os estudos realizados até aqui foram realizados em cima de dados de colisão reconstruídos a partir do *software* utilizado durante a *Run 2*. No entanto, para a *Run 3*, sabe-se que diversas melhorias no sistema de reconstrução foram realizadas. Uma delas foi a inclusão da variável  $d_0$ <sup>3</sup> no sistema de reconstrução de traços da etapa rápida (FastElectron). A fim de avaliar essa nova variável, um estudo continuado, baseado nos resultados apresentados para esta proposta em dados da *Run 2*, deverá ser realizado, antes da submissão desta para a colaboração, em dados de simulação reconstruídos pelo *software* da *Run 3*. Assim, espera-se que o comissionamento da nova cadeia seja realizado através de uma outra proposta de *authorship* prevista para o segundo ano da *Run 3*.

Como trabalhos futuros, no que diz respeito aos avanços em modelagem do *NeuralRinger* relacionados a fusão da informação e (ou) aprendizado profundo resta realizar estudos de relevância das entradas em relação a saída do discriminador e as distorções causadas nos perfis das variáveis de calorimetria e traço no *offline*. Ainda, outras representações de informação podem ser exploradas para identificação

---

<sup>3</sup>Parâmetro transversos do ponto de impacto em relação ao feixe de colisão disponível apenas no *offline* e no último estágio de seleção de elétron no *trigger* durante a *Run 2*.

de elétrons, bem como a fusão da informação combinando diferentes modelos como CNN e redes MLP. Há motivação por parte de trabalhos anteriores para explorar a informação de calorimetria diretamente no nível de células. Inclusive, o ATLAS está motivado a empregar essa descrição diretamente para alimentar técnicas de Aprendizado de Máquina. Em vista disso, o simulador *Lorenzetti* terá um papel fundamental em prover dados de simulação em sua forma mais crua (célula e pulso elétrico) aos grupos de pesquisadores ligados ao tema. Desse modo, é fundamental a continuação desse trabalho para realizar as melhorias necessárias com finalidade de produzir dados de simulação próximos das condições previstas para os futuros experimentos em Física de Partículas.

# Referências Bibliográficas

- [1] “Países que participam do CERN”. . Disponível em: [<\url{https://home.cern/about/member-states}>](https://home.cern/about/member-states). acessado em setembro de 2018.
- [2] COTTINGHAM, W. N., GREENWOOD, D. A. *An introduction to the standard model of particle physics*. Cambridge, Cambridge Univ. Press, 1998. Disponível em: [<https://cds.cern.ch/record/396082>](https://cds.cern.ch/record/396082).
- [3] “Go on a particle quest at the first CERN webfest.” Disponível em: [<https://cds.cern.ch/record/1473657/>](https://cds.cern.ch/record/1473657/). Acessado em 4 de agosto de 2018.
- [4] “CERN Accelerators and Technology Sector”. . Disponível em: [<\url{https://espace.cern.ch/acc-tec-sector/default.aspx}>](https://espace.cern.ch/acc-tec-sector/default.aspx). acessado em Junho de 2011.
- [5] *ATLAS Detector and Physics Performance: Technical Design Report, 1*. Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1999. Electronic version not available.
- [6] *ATLAS Detector and Physics Performance: Technical Design Report, 2*. Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1999. Electronic version not available.
- [7] AAD, G., BENTVELSEN, S., BOBBINK, G. J., et al. “The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”, *J. Instrum.*, v. 3, pp. S08003. 437 p, 2008. Também publicado pelo CERN em Geneva, 2010. Imagens podem ser obtidas em <https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/AtlasTechnicalPaperListOfFigures>.
- [8] “The ATLAS Experiment”. Disponível em: [<\url{http://atlas.ch/}>](http://atlas.ch/). acessado em Junho de 2011.
- [9] “Uma visão em cortes do experimento ATLAS.” . Disponível em: [<\url{https://www.researchgate.net/figure/The-ATLAS-detector-and-subsystems\\_fig1\\_226619417}>](https://www.researchgate.net/figure/The-ATLAS-detector-and-subsystems_fig1_226619417). acessado em setembro de 2018.

- [10] *ATLAS Inner Detector: Technical Design Report, 1.* Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1997.
- [11] *ATLAS Inner Detector: Technical Design Report, 2.* Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1997.
- [12] SANDVOSS, S. A., MAETTIG, P. *Topics in the Measurement of Top Quark Events with ATLAS: Pixel Detector Optoelectronics, Track Impact Parameter Calibration, Acceptance Correction Methods.* oai:[cds.cern.ch:1260145](https://cds.cern.ch/record/1260145). Tese de Doutorado, Wuppertal, Bergische Universitaet Wuppertal, Aachen, 2009. Presented on 21 Dec 2009.
- [13] *ATLAS Muon Spectrometer: Technical Design Report.* Technical Design Report ATLAS. CERN, 1997. distribution.
- [14] DA ROCHA GESUALDI MELLO, A. *Processamento Digital de Imagens para um Detector de Partículas de Alta Energia e Elevada Taxa de Eventos.* Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.
- [15] “Uma visão em cortes do detector interno.” Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095926>>. acessado em março de 2021.
- [16] SHOCHET, M., TOMPKINS, L., CAVALIERE, V., et al. *Fast TracKer (FTK) Technical Design Report.* Relatório Técnico CERN-LHCC-2013-007. ATLAS-TDR-021, Jun 2013. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1552953>>. ATLAS Fast Tracker Technical Design Report.
- [17] WIGMANS, R. *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics.* International series of monographs on physics. Oxford, Clarendon Press, 2000.
- [18] TORRES, R. *Sistema online de filtragem em um ambiente com alta taxa de eventos e fina granularidade.* Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.
- [19] “Uma visão em cortes do calorímetro.” Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095927>>. acessado em março de 2021.
- [20] *ATLAS Calorimeter Performance: Technical Design Report.* Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1996.
- [21] *ATLAS Liquid-Argon Calorimeter: Technical Design Report.* Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1996.

- [22] *ATLAS Liquid-Argon Calorimeter: Technical Design Report*. Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1996.
- [23] SIMAS, E. *Análise não-linear de componentes independentes para uma filtragem online baseada em calorimetria de alta energia e fina segmentação*. Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.
- [24] AAD, G., ABBOTT, B., ABDALLAH, J., et al. “Study of jets produced in association with  $\text{amml:math xmlns:mml="http://www.w3.org/1998/Math/MathML" display="inline" mml:miW/mml:inmml:math xmlns:mml="http://www.w3.org/1998/Math/MathML" display="inline" mml:miW/mml:atmml:math xmlns:mml="http://www.w3.org/1998/Math/MathML" display="inline" mml:miW/mml:/mml:mtextmml:mtext /mml:mtextmml:miTeV/mml:mi/mml:mathwith the ATLAS detector”, *Physical Review D*, v. 85, n. 9, may 2012. doi: 10.1103/physrevd.85.092002. Disponível em: <<https://doi.org/10.1103/physrevd.85.092002>>.$
- [25] “Event Cross Section in a computer generated image of the ATLAS detector”. Disponível em: <[\url{http://cdsweb.cern.ch/record/1096081}](http://cdsweb.cern.ch/record/1096081)>. acessado em Novembro de 2011.
- [26] “Event display (run 348197, event 562578) from the first stable beam proton-proton collision run of 2018, recorded on April 17. Curved white lines show the trajectories of charged particles in the tracking systems.” . Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2313779>>. Acessado em 8 de agosto de 2018.
- [27] LINDENSTRUTH, V., KISEL, I. “Overview of trigger systems”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 535, n. 1, pp. 48–56, 2004. ISSN: 0168-9002. doi: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2004.07.267>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900204015748>>. Proceedings of the 10th International Vienna Conference on Instrumentation.
- [28] ABACHI, S., OTHERS. “The D0 Detector”, *Nucl. Instrum. Meth. A*, v. 338, pp. 185–253. doi: 10.1016/0168-9002(94)91312-9.
- [29] EDMUNDS, D., LAURENS, P. “The D0 Level 1 trigger system”, *Nucl. Instrum. Meth. A*, v. 598, pp. 334–339, 2009. doi: 10.1016/j.nima.2008.08.036.



- [30] PIEKARZ, H. “Transition radiation detector in the D0 colliding beam experiment at Fermilab”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 367, n. 1, pp. 220–223, 1995. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/0168-9002\(95\)00747-4](https://doi.org/10.1016/0168-9002(95)00747-4). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900295007474>>. Proceedings of the 7th International Wire Chamber Conference.
- [31] 396236. *The ZEUS detector: Status report 1993*. Relatório Técnico ZEUS-STATUS-REPT-1993, 1993. Disponível em: <https://bib-pubdb1.desy.de/record/396236>>.
- [32] SMITH, W. H., TOKUSHUKU, K., WIGGERS, L. W. “The ZEUS trigger system”. In: *6th International Conference on Computing in High-Energy and Nuclear Physics*, 10 1992.
- [33] CARLIN, R., SMITH, W., TOKUSHUKU, K., et al. “The trigger of ZEUS, a flexible system for a high bunch crossing rate collider”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 379, n. 3, pp. 542–544, 1996. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/0168-9002\(96\)00559-1](https://doi.org/10.1016/0168-9002(96)00559-1). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900296005591>>. Proceedings of the Sixth International Conference on Instrumentation for Experiments at e+ e- Colliders.
- [34] H1 COLLABORATION. “The H1 detector at HERA”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 386, n. 2, pp. 310 – 347, 1997. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/S0168-9002\(96\)00893-5](https://doi.org/10.1016/S0168-9002(96)00893-5). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900296008935>>.
- [35] OLIVIER, B., DUBAK-BEHRENDT, A., KIESLING, C., et al. “A novel calorimeter trigger concept: The jet trigger of the H1 experiment at HERA”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 641, n. 1, pp. 58–71, 2011. ISSN: 0168-9002. doi: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2011.03.001>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900211005080>>.

- [36] NAUMANN, J., BAIRD, A., ELSEN, E., et al. “A fast high-resolution track trigger for the H1 experiment”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 48, n. 4, pp. 1276–1281, 2001. doi: 10.1109/23.958765.
- [37] BEAUCHEMIN, P.-H. “Real Time Data Analysis With the ATLAS Trigger at the LHC in Run-2”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 67, n. 9, pp. 2128–2135, Sep 2020. ISSN: 1558-1578. doi: 10.1109/tns.2020.2967761. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TNS.2020.2967761>>.
- [38] “The CMS high level trigger”, *The European Physical Journal C*, v. 46, n. 3, pp. 605–667, Apr 2006. ISSN: 1434-6052. doi: 10.1140/epjc/s2006-02495-8. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1140/epjc/s2006-02495-8>>.
- [39] BUTTINGER, W. “The ATLAS Level-1 Trigger System”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 396, n. 1, pp. 012010, dec 2012. doi: 10.1088/1742-6596/396/1/012010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/396/1/012010>>.
- [40] GAMA, R. G. *Filtragem Online Baseada na Fusão de Informação de Detectores Finamente Segmentados*. Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2017.
- [41] *Trigger Menu in 2017*. Relatório Técnico ATL-DAQ-PUB-2018-002, CERN, Geneva, Jun 2018. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2625986>>.
- [42] *Deep Learning for Pion Identification and Energy Calibration with the ATLAS Detector*. Relatório técnico, CERN, Geneva, Jul 2020. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2724632>>. All figures including auxiliary figures are available at <https://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PUBNOTES/ATL-PHYS-PUB-2020-018>.
- [43] WOLTER, M. *Tau identification using multivariate techniques in ATLAS*. Relatório técnico, CERN, Geneva, Dec 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1152704>>.
- [44] EHRKE, L. F. *Electron Identification using Deep Neural Networks*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2020-829, CERN, Geneva, Nov 2020. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2746051>>.

- [45] CUTTS, D., HOFTUN, J. S., SORNBORGER, A., et al. “The use of neural networks in the D0 data acquisition system”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 36, n. 5, pp. 1490–1493, Oct 1989. ISSN: 0018-9499. doi: 10.1109/23.41089.
- [46] CUTTS, D., HOFTUN, J. S., SORNBORGER, A., et al. “Neural Networks for event filtering at D0”, *Computer Physics Communications*, v. 57, n. 1–3, pp. 478 – 482, 1989. ISSN: 0010-4655. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0010-4655\(89\)90267-1](http://dx.doi.org/10.1016/0010-4655(89)90267-1). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010465589902671>.
- [47] ABE, K., AHRENS, L. A., AMAKO, K., et al. “Determination of  $\sin^2\theta_W$  from measurements of differential cross sections for muon-neutrino and -antineutrino scattering by electrons”, *Phys. Rev. Lett.*, v. 62, pp. 1709–1712, Apr 1989. doi: 10.1103/PhysRevLett.62.1709. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.62.1709>. Acesso em: 21 de abril de 2018.
- [48] BOWDERY, C. K. *The ALEPH handbook: 1995*. Geneva, CERN, 1995. Disponível em: <https://cds.cern.ch/record/321763>.
- [49] ZIMMERMANN, J., KIESLING, C. “Neural networks for the H1 experiment”. In: *IEEE Symposium Conference Record Nuclear Science 2004.*, v. 3, pp. 1869–1872 Vol. 3, 2004.
- [50] GOETTING, N. “Recent results from HEGRA: Gamma-ray observations with the HEGRA stereoscopic system of 5 Cherenkov telescopes”, *Eur. Phys. J. C*, v. 33, pp. S932–S934, 2004. doi: 10.1140/epjcd/s2004-03-1628-3.
- [51] XAVIER, T. C. *Identificação Online de Sinais Baseada em Calorimetria de Altas Energias e com Fina Segmentação*. Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.
- [52] ANJOS, A. R. D. *Sistema Online de Filtragem em um Ambiente com Alta Taxa de Eventos*. Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.
- [53] SEIXAS, J., CALOBA, L., SOUZA, M., et al. “Neural second-level trigger system based on calorimetry”, *Computer Physics Communications*, v. 95, n. 2–3, pp. 143 – 157, 1996. ISSN: 0010-4655. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0010-4655\(96\)00012-4](http://dx.doi.org/10.1016/0010-4655(96)00012-4). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010465596000124>.

- [54] ACOSTA, D., AVELLINO, P., BUONTEMPO, S., et al. “The performance of a lead/scintillating-fiber calorimeter at LHC/SSC compatible gate widths”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 314, n. 3, pp. 431 – 449, 1992. ISSN: 0168-9002. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002\(92\)90235-V](http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002(92)90235-V). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016890029290235V>.
- [55] AAD, G., ABBOTT, B., ABBOTT, D. C., et al. “Performance of electron and photon triggers in ATLAS during LHC Run 2”, *The European Physical Journal C*, v. 80, n. 1, Jan 2020. ISSN: 1434-6052. doi: [10.1140/epjc/s10052-019-7500-2](http://dx.doi.org/10.1140/epjc/s10052-019-7500-2). Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1140/epjc/s10052-019-7500-2>.
- [56] DA FONSECA PINTO AND, J. V. “An Ensemble of Neural Networks for Online Filtering Implemented in the ATLAS Trigger System”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 1162, pp. 012039, jan 2019. doi: [10.1088/1742-6596/1162/1/012039](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1162/1/012039). Disponível em: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1162/1/012039>.
- [57] DA FONSECA PINTO AND, J. V. “Ring-shaped Calorimetry Information for a Neural Egamma Identification with ATLAS Detector”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 762, pp. 012049, oct 2016. doi: [10.1088/1742-6596/762/1/012049](https://doi.org/10.1088/1742-6596/762/1/012049). Disponível em: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/762/1/012049>.
- [58] ALBRECHT, J., GLIGOROV, V. V., RAVEN, G., et al. “Performance of the LHCb High Level Trigger in 2012”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 513, n. 1, pp. 012001, 2014. Disponível em: <http://stacks.iop.org/1742-6596/513/i=1/a=012001>.
- [59] FERRARI, F. “Novel strategies at LHCb for particle identification”. 2017.
- [60] SCHRAMM, S. “Machine learning at CERN: ATLAS, LHCb, and more”, *PoS*, v. ICHEP2018, pp. 158. 4 p, Nov 2018. doi: [10.22323/1.340.0158](https://doi.org/10.22323/1.340.0158). Disponível em: <http://cds.cern.ch/record/2704571>.
- [61] “Algorithms for b Jet identification in CMS”, 7 2009.
- [62] COLLABORATION, T. C. “Identification of b-quark jets with the CMS experiment”, *Journal of Instrumentation*, v. 8, n. 04, pp. P04013–P04013, Apr 2013. ISSN: 1748-0221. doi: [10.1088/1748-0221/8/04/p04013](https://doi.org/10.1088/1748-0221/8/04/p04013). Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/8/04/P04013>.

- [63] “Identification of b quark jets at the CMS Experiment in the LHC Run 2”, 2016.
- [64] BOLS, E., KIESELER, J., VERZETTI, M., et al. “Jet flavour classification using DeepJet”, *Journal of Instrumentation*, v. 15, n. 12, pp. P12012–P12012, Dec 2020. ISSN: 1748-0221. doi: 10.1088/1748-0221/15/12/p12012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/15/12/P12012>>.
- [65] GOODFELLOW, I., BENGIO, Y., COURVILLE, A. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. <http://www.deeplearningbook.org>.
- [66] ANASTOPOULOS, C., UNAL, G., BENHAR NOCCIOLI, E., et al. *Supporting document on electron identification and efficiency measurements using the 2015 LHC proton-proton collision data*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2016-041, CERN, Geneva, Jan 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2125283>>. Nota interna.
- [67] *Convolutional Neural Networks with Event Images for Pileup Mitigation with the ATLAS Detector*. Relatório Técnico ATL-PHYS-PUB-2019-028, CERN, Geneva, Jul 2019. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2684070>>.
- [68] MARTIN LIGGINS II, DAVID HALL, J. L. *Handbook of Multisensor Data Fusion: Theory and Practice, Second Edition (Electrical Engineering Applied Signal Processing Series 22)*. CRC Press, 2017. <https://www.amazon.com.br/Handbook-Multisensor-Data-Fusion-Engineering-ebook/dp/B000D4RWIW>.
- [69] WERNER, F. *Identificação de Elétrons Baseada em em Calorímetro de Altas Energias Finamente Segmentado*. Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2018.
- [70] ZHANG, C., MA, Y. *Ensemble Machine Learning: Methods and Applications*. Springer Publishing Company, Incorporated, 2012. ISBN: 1441993258, 9781441993250.
- [71] BREIMAN, L. “Bagging Predictors”, *Machine Learning*, v. 24, n. 2, pp. 123–140, Aug 1996. ISSN: 1573-0565. doi: 10.1023/A:1018054314350. Disponível em: <<https://doi.org/10.1023/A:1018054314350>>. Acesso em: 21 de abril de 2018.

- [72] FREUND, Y., SCHAPIRE, R. E. “A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting”, *Journal of Computer and System Sciences*, v. 55, n. 1, pp. 119 – 139, 1997. ISSN: 0022-0000. doi: <https://doi.org/10.1006/jcss.1997.1504>. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002200009791504X>.
- [73] ABDULLAH, W. F. H., OTHMAN, M., ALI, M. A. M., et al. “Multiple feedforward classifiers by bagging for ion-sensitive field effect transistor sensor response”. In: *2010 International Conference on Computer Applications and Industrial Electronics*, pp. 90–93, Dec 2010. doi: 10.1109/ICCAIE.2010.5735053.
- [74] LIU, G., HU, F., CHEN, W. “A neural network ensemble based method for detecting computer virus”. In: *2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering*, v. 1, pp. 391–393, Aug 2010. doi: 10.1109/CMCE.2010.5610520.
- [75] SUN, B., XIE, C., WANG, G., et al. “The combining prediction of the RMB exchange rate series based on diverse architectural artificial neural network ensemble methodology”. In: *2010 IEEE Fifth International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA)*, pp. 743–749, Sept 2010. doi: 10.1109/BICTA.2010.5645218.
- [76] ALVES, A. “Stacking machine learning classifiers to identify Higgs bosons at the LHC”, *Journal of Instrumentation*, v. 12, n. 05, pp. T05005, 2017. Disponível em: <http://stacks.iop.org/1748-0221/12/i=05/a=T05005>.
- [77] WOLPERT, D. H. “Stacked generalization”, *Neural Networks*, v. 5, n. 2, pp. 241 – 259, 1992. ISSN: 0893-6080. doi: [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(05\)80023-1](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80023-1). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608005800231>.
- [78] AAD, G., ABBOTT, B., ABDALLAH, J., et al. *Performance of the ATLAS Trigger System in 2010*. oai:[cds.cern.ch:1388759](https://cds.cern.ch/record/1388759). Relatório Técnico arXiv:1110.1530. CERN-PH-EP-2011-078, CERN, Geneva, Oct 2011. Comments: 50 pages, 64 figures.
- [79] REICHERT, J. *The Upgrade and Performance of the ATLAS Electron and Photon Triggers Towards Run 2*. Relatório Técnico ATL-DAQ-PROC-2015-037, CERN, Geneva, Oct 2015. Disponível em: <https://cds.cern.ch/record/2058100>.

- [80] GARWIN, R. L., LEDERMAN, L. M., WEINRICH, M. “Observations of the Failure of Conservation of Parity and Charge Conjugation in Meson Decays: the Magnetic Moment of the Free Muon”, *Phys. Rev.*, v. 105, pp. 1415–1417, Feb 1957. doi: 10.1103/PhysRev.105.1415. Disponível em: <<http://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRev.105.1415>>.
- [81] ATLAS COLLABORATION. *Electron efficiency measurements with the ATLAS detector using the 2015 LHC proton-proton collision data*. Relatório Técnico ATLAS-CONF-2016-024, CERN, Geneva, 6 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2157687>>.
- [82] *Electron and photon reconstruction and performance in ATLAS using a dynamical, topological cell clustering-based approach*. Relatório Técnico ATL-PHYS-PUB-2017-022, CERN, Geneva, Dec 2017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2298955>>.
- [83] CORNELISSEN, T. G., ELSING, M., GAVRILENKO, I., et al. “The global  $\chi^2$  track fitter in ATLAS”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 119, n. 3, pp. 032013, 2008. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1742-6596/119/i=3/a=032013>>. Acesso em: 21 de abril de 2018.
- [84] BRENDLINGER, K. *Physics with Electrons in the ATLAS Detector*. Tese de Doutorado, Pennsylvania U., Aug 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2228644>>. Presented 21 Jun 2016.
- [85] COWAN, G. D. *Statistical data analysis*. Oxford, Oxford Univ. Press, 1998. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/358560>>.
- [86] HOCKER, A., OTHERS. “TMVA - Toolkit for Multivariate Data Analysis”, *PoS*, v. ACAT, pp. 040, 2007.
- [87] ATLAS COLLABORATION. “Topological cell clustering in the ATLAS calorimeters and its performance in LHC Run 1”, *Eur. Phys. J.*, v. C77, pp. 490, 2017. doi: 10.1140/epjc/s10052-017-5004-5.
- [88] CACCIARI, M., SALAM, G. P. “Pileup subtraction using jet areas”, *Phys. Lett.*, v. B659, pp. 119–126, 2008. doi: 10.1016/j.physletb.2007.09.077.
- [89] WHALEN, K. *From discovery to precision measurements: electron identification, electron-like backgrounds, and measurement of the differential fiducial cross-sections of the Higgs boson in the four-lepton decay channel with the ATLAS detector*. Tese de Doutorado, Carleton U., Jan 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1995030>>. Apresentada em 19 de Dezembro de 2014.

- [90] “Luminosity determination in pp collisions at  $\sqrt{s} = 8$  TeV using the ATLAS detector at the LHC”, *Eur. Phys. J. C*, v. 76, n. arXiv:1608.03953. CERN-EP-2016-117. 12, pp. 653. 71 p, Aug 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2208146>>. Comments: 53 pages plus author list + cover pages (71 pages total), 19 figures, 9 tables, submitted to EPJC, All figures including auxiliary figures are available at <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PAPERS/DAPR-2013-01>.
- [91] LASAGNI MANGHI, F. *LUCID: The ATLAS Luminosity Detector*. Relatório Técnico ATL-FWD-PROC-2018-008, CERN, Geneva, Nov 2018. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2646366>>.
- [92] BRUN, R., RADEMAKERS, F. “ROOT — An object oriented data analysis framework”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 389, n. 1, pp. 81 – 86, 1997. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/S0168-9002\(97\)00048-X](https://doi.org/10.1016/S0168-9002(97)00048-X). Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016890029700048X>>. New Computing Techniques in Physics Research V.
- [93] RUIZ-MARTINEZ, A., COLLABORATION, A. *The Run-2 ATLAS Trigger System*. Relatório Técnico ATL-DAQ-PROC-2016-003, CERN, Geneva, Feb 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2133909>>.
- [94] *Electron and photon energy calibration with the ATLAS detector using data collected in 2015 at  $\sqrt{s} = 13$  TeV*. Relatório Técnico ATL-PHYS-PUB-2016-015, CERN, Geneva, Aug 2016. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/2203514>>.
- [95] CDF COLLABORATION. “First measurements of inclusive  $W$  and  $Z$  cross sections from Run II of the Tevatron collider”, *Phys. Rev. Lett.*, v. 94, pp. 091803, 2005. doi: 10.1103/PhysRevLett.94.091803.
- [96] SEIXAS, J. M., CALOBA, L. P., SOUZA, M. N., et al. “A second-level trigger system based on calorimeters and using neural networks for feature extraction and electron/jets discrimination”. In: *4th International Conference on Calorimetry in High-energy Physics La Biodola, Italy, September 19-25, 1993*, pp. 254–258, 1993.
- [97] DESALVO, R., HARTJES, F., HENRIQUES, A., et al. “A novel way of electron identification in calorimeters”, *Nuclear Instruments and Methods*



*in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 279, n. 3, pp. 467 – 472, 1989. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/0168-9002\(89\)91293-X](https://doi.org/10.1016/0168-9002(89)91293-X). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016890028991293X>.

- [98] ACOSTA, D., BUONTEMPO, S., CALÔBA, L., et al. “Electron-pion discrimination with a scintillating fiber calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 302, n. 1, pp. 36 – 46, 1991. ISSN: 0168-9002. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002\(91\)90489-D](http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002(91)90489-D). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016890029190489D>. Acesso em: 21 de abril de 2018.
- [99] ACOSTA, D., BUONTEMPO, S., CALÔBA, L., et al. “Localizing particles showering in a Spaghetti Calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 305, n. 1, pp. 55 – 70, 1991. ISSN: 0168-9002. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002\(91\)90519-V](http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002(91)90519-V). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016890029190519V>. Acesso em: 21 de abril de 2018.
- [100] ACOSTA, D., AVELLINO, P., BUONTEMPO, S., et al. “The performance of a lead/scintillating-fiber calorimeter at LHC/SSC compatible gate widths”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 314, n. 3, pp. 431 – 449, 1992. ISSN: 0168-9002. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002\(92\)90235-V](http://dx.doi.org/10.1016/0168-9002(92)90235-V). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016890029290235V>. Acesso em: 21 de abril de 2018.
- [101] VAN TREES, H. L., BELL, K. L. *Detection, estimation, and filtering theory. Detection, estimation, and modulation theory.* 2 ed. Hoboken, NJ, Wiley, 2013.
- [102] RIEDMILLER, M., BRAUN, H. “A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm”. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 586–591, San Francisco, USA, 1993.
- [103] NGUYEN, D., WIDROW, B. “Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights”. In: *Pro-*

*ceeding of the International Joint Conference on Neural Networks*, v. 3, pp. 21–26, San Diego, USA, junho 1990.

- [104] RASCHKA, S. “Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning”. 2020.
- [105] MISTRY, K., THOMPSON, A. J., WILLIAMS, H. *Data-MC shower shape comparisons: Supporting documentation for the Photon identification in 2015 ATLAS data*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2016-574, CERN, Geneva, May 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2154425>>.
- [106] ABADI, M., AGARWAL, A., BARHAM, P., et al. “TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems”. 2015. Disponível em: <<http://tensorflow.org/>>. Software available from tensorflow.org.
- [107] KINGMA, D. P., BA, J. “Adam: A Method for Stochastic Optimization”. 2017.
- [108] TAN, H. H., LIM, K. H. “Vanishing Gradient Mitigation with Deep Learning Neural Network Optimization”. In: *2019 7th International Conference on Smart Computing Communications (ICSCC)*, pp. 1–4, 2019. doi: 10.1109/ICSCC.2019.8843652.
- [109] SOUZA, D. L. D. *Filtragem Online de Eventos Raros e/ou Exóticos Baseada em Dados de Calorimetria de Alta Energia em um Detector Finamente Segmentado*. Tese de doutorado em engenharia elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.
- [110] LEGGETT, C., BAINES, J., BOLD, T., et al. “AthenaMT: Upgrading the ATLAS Software Framework for the Many-Core World with Multi-Threading”, Oct 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2222298>>.
- [111] DEVELOPERS, O. R. “ONNX Runtime”. <https://onnxruntime.ai/>, 2021. Version: x.y.z.
- [112] DEVELOPERS, L. T. N. N. “Lightweight Trained Neural Network”. <https://github.com/lwttn/lwttn>, 2021. Version: x.y.z.
- [113] AGOSTINELLI, S., OTHERS. “GEANT4—a simulation toolkit”, *Nucl. Instrum. Meth. A*, v. 506, pp. 250–303, 2003. doi: 10.1016/S0168-9002(03)01368-8.

- [114] COLLABORATION, A. “Athena”. abr. 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.2641997>>.
- [115] BARRAND, G., OTHERS. “GAUDI - A software architecture and framework for building HEP data processing applications”, *Comput. Phys. Commun.*, v. 140, pp. 45–55, 2001. doi: 10.1016/S0010-4655(01)00254-5.
- [116] VAN ROSSUM, G., DRAKE, F. L. *Python 3 Reference Manual*. Scotts Valley, CA, CreateSpace, 2009. ISBN: 1441412697.
- [117] SJÖSTRAND, T., MRENNNA, S., SKANDS, P. “A brief introduction to PYTHIA 8.1”, *Computer Physics Communications*, v. 178, n. 11, pp. 852–867, Jun 2008. ISSN: 0010-4655. doi: 10.1016/j.cpc.2008.01.036. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cpc.2008.01.036>>.
- [118] HAMILTON, S., KNERINGER, E., LUKAS, W., et al. *The ATLAS Fast Track Simulation Project*. Relatório técnico, CERN, Geneva, Mar 2011. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1341541>>.
- [119] LUKAS, W. “Fast Simulation for ATLAS: Atlfast-II and ISF”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 396, n. 2, pp. 022031, dec 2012. doi: 10.1088/1742-6596/396/2/022031. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/396/2/022031>>.
- [120] GIAMMANCO, A. “The Fast Simulation of the CMS Experiment”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 513, n. 2, pp. 022012, jun 2014. doi: 10.1088/1742-6596/513/2/022012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/513/2/022012>>.
- [121] OVYN, S., ROUBY, X., LEMAITRE, V. “Delphes, a framework for fast simulation of a generic collider experiment”. 2010.
- [122] CZAKON, M., MITOV, A. “Top++: A program for the calculation of the top-pair cross-section at hadron colliders”, *Computer Physics Communications*, v. 185, n. 11, pp. 2930–2938, Nov 2014. ISSN: 0010-4655. doi: 10.1016/j.cpc.2014.06.021. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cpc.2014.06.021>>.
- [123] AABOUD, M., AAD, G., ABBOTT, B., et al. “Measurements of top-quark pair differential cross-sections in the

$e\mu$

e channel in pp collisions at

$$\sqrt{s} = 13$$

s = 13 TeV using the ATLAS detector”, *The European Physical Journal C*, v. 77, n. 5, May 2017. ISSN: 1434-6052. doi: 10.1140/epjc/s10052-017-4821-x. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1140/epjc/s10052-017-4821-x>>.

- [124] KARAVAKIS, E., ANDREEVA, J., CAMPANA, S., et al. “Common Accounting System for Monitoring the ATLAS Distributed Computing Resources”, v. 513, n. 6, pp. 062024, jun 2014. doi: 10.1088/1742-6596/513/6/062024. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/513/6/062024>>.
- [125] BOZZI, C. *LHCb Computing Resource usage in 2014 (II)*. Relatório técnico, CERN, Geneva, Jan 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1984010>>.
- [126] ATLAS, C., BECKINGHAM, M., DUEHRSEN, M., et al. *The simulation principle and performance of the ATLAS fast calorimeter simulation FastCaloSim*. Relatório técnico, CERN, Geneva, Oct 2010. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1300517>>. All figures including auxiliary figures are available at <https://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PUBNOTES/ATL-PHYS-PUB-2010-013>.
- [127] BARBERIO, E., BOUDREAU, J., BUTLER, B., et al. “Fast simulation of electromagnetic showers in the ATLAS calorimeter: Frozen showers”, v. 160, pp. 012082, apr 2009. doi: 10.1088/1742-6596/160/1/012082. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/160/1/012082>>.
- [128] GOODFELLOW, I. J., POUGET-ABADIE, J., MIRZA, M., et al. “Generative Adversarial Networks”. 2014.
- [129] KINGMA, D. P., WELLING, M. “Auto-Encoding Variational Bayes”. 2014.
- [130] MAKHZANI, A., SHLENS, J., JAITLEY, N., et al. “Adversarial Autoencoders”. 2016.
- [131] RAVANBAKHS, S., LANUSSE, F., MANDELBAUM, R., et al. “Enabling Dark Energy Science with Deep Generative Models of Galaxy Images”. 2016.

- [132] MOSSER, L., DUBRULE, O., BLUNT, M. J. “Reconstruction of three-dimensional porous media using generative adversarial neural networks”, *Physical Review E*, v. 96, n. 4, Oct 2017. ISSN: 2470-0053. doi: 10.1103/physreve.96.043309. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevE.96.043309>>.
- [133] KADURIN, A., ALIPER, A., KAZENNOV, A., et al. “The cornucopia of meaningful leads: Applying deep adversarial autoencoders for new molecule development in oncology”, *Oncotarget*, v. 8, n. 7, pp. 10883–10890, 2017. ISSN: 1949-2553. doi: <https://doi.org/10.18632/oncotarget.14073>. Disponível em: <<https://www.oncotarget.com/article/14073/>>.
- [134] PAGANINI, M., DE OLIVEIRA, L., NACHMAN, B. “CaloGAN: Simulating 3D high energy particle showers in multilayer electromagnetic calorimeters with generative adversarial networks”, *Physical Review D*, v. 97, n. 1, Jan 2018. ISSN: 2470-0029. doi: 10.1103/physrevd.97.014021. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevD.97.014021>>.
- [135] PAGANINI, M., DE OLIVEIRA, L., BNACHMAN. “hep-lbdl/CaloGAN: CaloGAN generation, training, and analysis code”. maio 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.584155>>.
- [136] COLLABORATION, A. “AtlFast3: the next generation of fast simulation in ATLAS”. 2021.
- [137] DA FONSECA PINTO, J. V., FREUND, W., DE ARAÚJO, M. V., et al. “lorenzetti-hep/lorenzetti: Lorenzetti: Event Reconstruction Framework For High Energy Colission”. maio 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.4782511>>.
- [138] NOVAK, T. “ATLAS Pile-up and Overlay Simulation”, Jun 2017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2270396>>.
- [139] LIEBER MARIN, J., FURTADO DE SIMAS FILHO, E., SOTTO-MAIOR PERALVA, B., et al. *Energy Reconstruction Performance in the ATLAS Tile Calorimeter Operating at High Event Rate Conditions Using LHC Collision Data*. Relatório técnico, CERN, Geneva, Feb 2020. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2710180>>.
- [140] FULLANA, E., CASTELO, J., CASTILLO, V., et al. *Optimal Filtering in the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter*. Relatório técnico, CERN, Geneva, 2005. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/816152>>.

- [141] PERALVA, B., SEIXAS, J., FILHO, L., et al. “A matched filter based approach for high-energy estimation in calorimetry”, *Journal of Instrumentation*, v. 16, n. 02, pp. P02016–P02016, feb 2021. doi: 10.1088/1748-0221/16/02/p02016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1748-0221/16/02/p02016>>.
- [142] AABOUD, M., AAD, G., ABBOTT, B., et al. “Electron and photon energy calibration with the ATLAS detector using 2015-2016 LHC proton-proton collision data”, *JINST*, v. 14, pp. P03017. 61 p, Dec 2018. doi: 10.1088/1748-0221/14/03/P03017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2650720>>. Submitted to JINST.
- [143] “Sistema de coordenadas cartesianas do experimento ATLAS.”. Disponível em: <[http://www-eng.lbl.gov/~luft/atlas/ATLAS\\_XYZ.pdf](http://www-eng.lbl.gov/~luft/atlas/ATLAS_XYZ.pdf)>. Acessado em 25 de julho de 2021.
- [144] TORRES, R. “fastnet”. <https://github.com/rctorres/fastnet-cpp>, 2010.
- [145] WERNER FREUND, J. P. “TuningTools”. <https://github.com/wsfreund/TuningTools>, 2015.
- [146] PINTO, J. “orchestra”. <https://github.com/ringer-softwares/orchestra>, 2020.

# Apêndice A

## Coordenadas do ATLAS

É necessário a utilização de um sistema de coordenadas que possibilite a identificação da posição e trajetória das partículas que interagem com o detector. O ATLAS emprega um sistema de coordenada destro (Veja Figura A.1) com sua origem no IP, onde a direção do eixo  $z$  segue a direção do feixe de partículas. O eixo  $x$  direciona-se do IP para o centro da circunferência do LHC e o eixo  $y$  direciona-se para cima (perpendicular ao eixo  $z$ ). As coordenadas  $\eta$ ,  $\phi$  se relacionam com  $x$ ,  $y$  e  $z$  através das seguintes relações não-lineares:

$$\phi = \arctan\frac{x}{y} \quad (\text{A.1})$$

$$\theta = \arctan\frac{x}{z} \quad (\text{A.2})$$

$$\eta = -\log\left(\tan\frac{\theta}{2}\right) \quad (\text{A.3})$$

A pseudorapidez ( $\eta$ ) está relacionada com o ângulo de inclinação ( $\theta$ ) entre a trajetória das partículas incidentes no detector e o eixo dos feixes das partículas ( $z$ ). O ângulo azimutal ( $\phi$ ) pode variar de 0 a  $2\pi$ . Portanto, através das informações de  $\eta$ ,  $\phi$  e  $z$  é possível determinar a posição de interação de uma partícula e sua respectiva célula (no calorímetro). No simulador *Lorenzetti*, por exemplo, o conjunto de células é dividido por região e camada (profundidade). A partir das informações de  $\eta$ ,  $\phi$  e  $z$  é possível calcular a distância da partícula no plano  $xy$  em relação a origem (raio) e identificar em qual camada deve-se buscar o conjunto de células. Após identificar a camada, busca-se pela célula correspondente a posição  $\eta$  e  $\phi$  da partícula na grade de células (*bins*) no plano  $\eta \times \phi$  para esta camada. Uma outra vantagem deste sistema é que os detectores, como o ATLAS, são construídos para serem uniformes em  $\phi$  e com diferentes granularidades em  $\eta$  (em decorrência dos diferentes subsistemas, ou amostradores, utilizados).

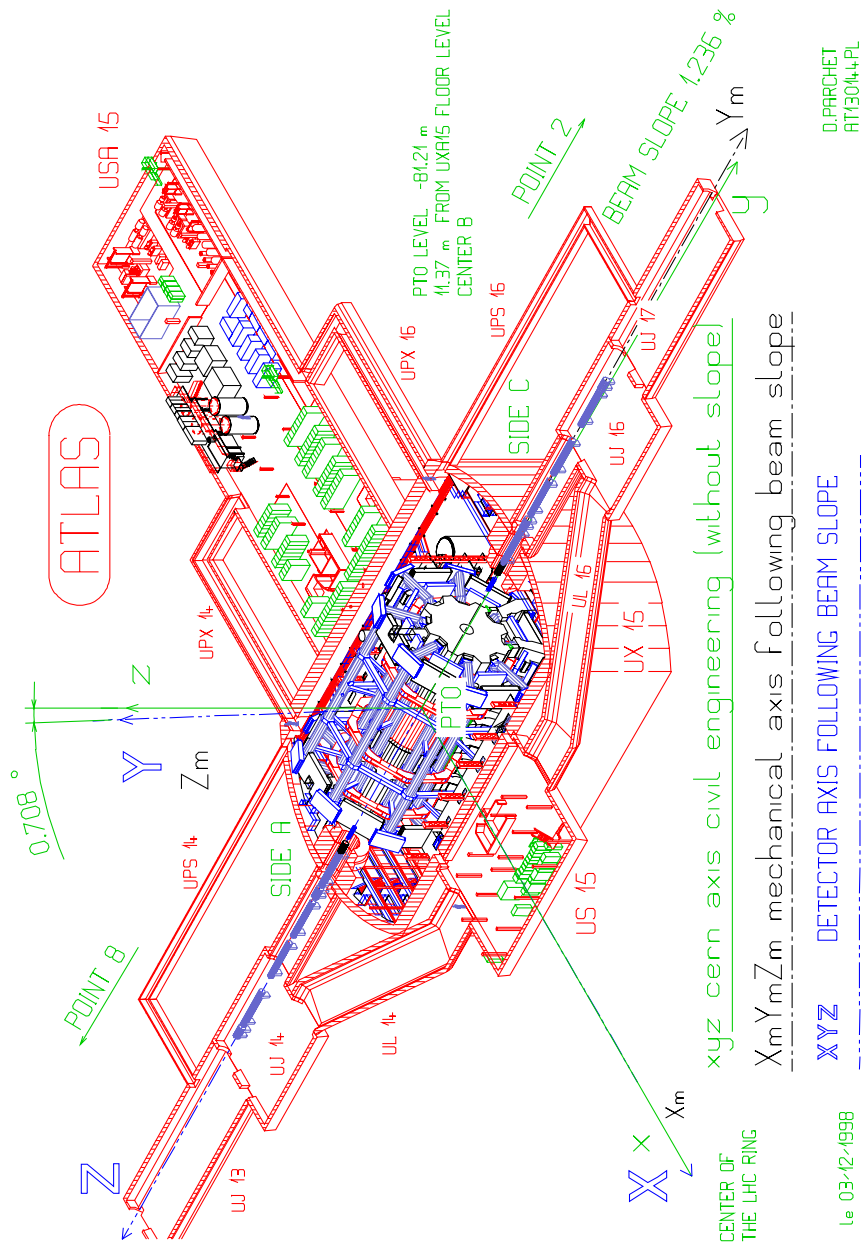


Figura A.1: Sistemas de coordenadas cartesianas utilizadas no experimento ATLAS. Extraído de [143].



Além da simetria em  $\phi$ , o detector é montado para ser simétrico em ambos os lados (direito com  $\eta > 0$  e esquerdo com  $\eta < 0$ ). Na Figura A.2 é possível observar um corte longitudinal do ECAL do ATLAS, para um valor qualquer em  $\phi$  e  $\eta > 0$  (lado direito), contemplando os diferentes subsistemas, ou amostradores, e suas respectivas coberturas em  $\eta$ .

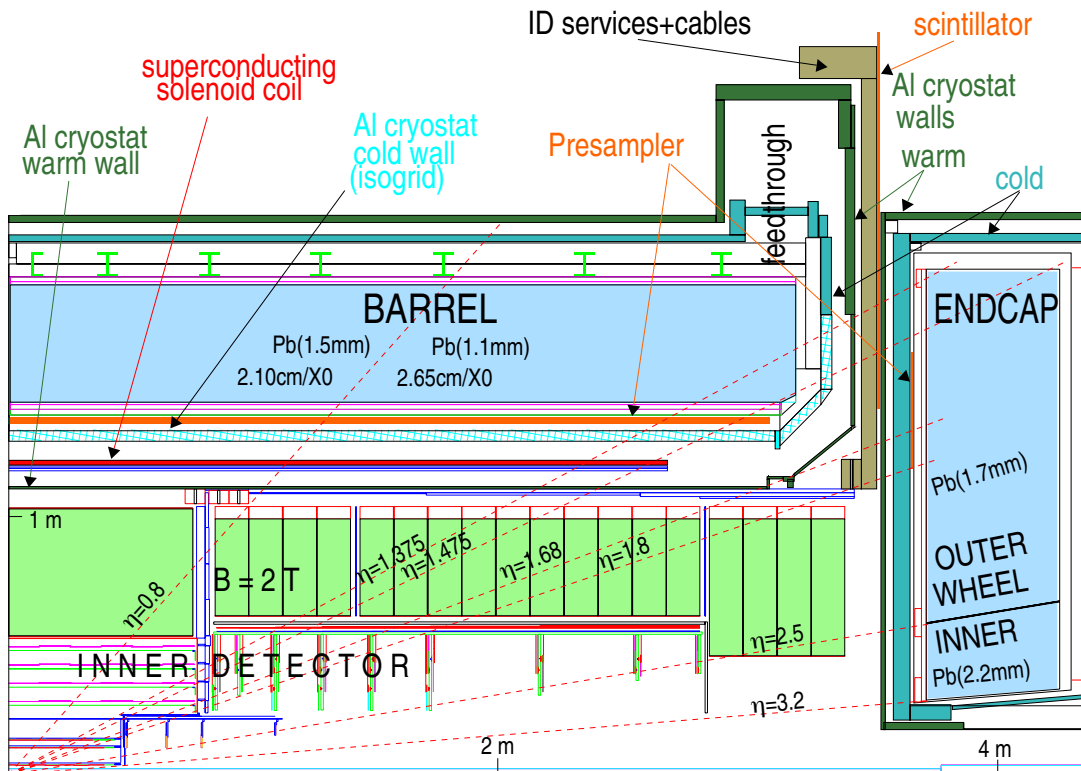


Figura A.2: Seção de corte longitudinal do ECAL do ATLAS para um  $\phi$  qualquer e  $\eta > 0$  (lado direito). Extraído de [5].

# Apêndice B

## Algoritmos Utilizados

### B.1 Algoritmo *Tag and Probe*

Critérios para o candidato a elétron *offline tag*:

- O candidato a elétron deve possuir um objeto *cluster* e *Track* associado;
- O candidato a elétron precisa ser aceito por um dos critério restritivos<sup>1</sup> do *offline*;
- O candidato a elétron precisa ter  $E_T > 25$  GeV;
- O candidato elétron deve se encontrar na região de maior precisão<sup>2</sup> do detector;
- o evento deve ser aceito por pelo menos uma das cadeias primárias dedicadas à coleta de eventos contendo ao menos um elétron de menor energia sem a aplicação de pré-escala<sup>3</sup>;
- Em dados de simulação, o candidato a elétron *offline* precisa ser um elétron de acordo com a verdade de MC;
- O candidato a elétron precisa ter um elemento de *Trigger* associado.

Critérios para o candidato a elétron *offline probe*:

- O candidato a elétron deve possuir um objeto *cluster* e *Track* associado;
- O candidato a elétron não deve possuir mais de um jato com  $E_T > 20$  GeV em seu entorno ( $\Delta_R < 0.4$ );
- Em dados de simulação, o candidato a elétron *offline* precisa ser um elétron de acordo com a verdade de MC.

---

<sup>1</sup>Em 2017 e 2018, foi usado o critério *offline lhmedium*.

<sup>2</sup>As regiões  $|\eta| > 2.47$  e  $1.37 < |\eta| < 1.54$  não são consideradas regiões de precisão.

<sup>3</sup>e26\_lhtight\_nod0\_ivarloose OR e60\_lhmedium\_nod0 OR e140\_lhvloose\_nod0 OR e300\_-  
etcut

---

**Algorithm 1:** Algoritmo *Tag and Probe* para decaimentos de  $Z$  não radiativos ( $Z \rightarrow ee$ ) no *online*.

---

```

/* Lista de todos os candidatos a elétrons Offline. */
Input: electrons
/* Lista de pares: (elétron probe, elemento de trigger) */
Output: probes
probes = [] /* Iniciar probes como uma lista vazia. */
if  $size(electrons) < 2$  then
| return probes
end
for  $tag \leftarrow electrons$  do
| if Não atender a todos critérios tags then
| | continue
| end
| for  $probe \leftarrow electrons$  do
| | if  $tag = probe$  then
| | | continue
| | end
| | if Cargas de tag e probe forem iguais then
| | | continue
| | end
| |  $Mass \leftarrow$  Calcular massa do par tag e probe.
| | if  $80\ GeV < Mass < 100\ GeV$  then
| | | if Atender a todos os critérios probe then
| | | |  $te \leftarrow$  Procurar um elemento de trigger (online) que esteja
| | | | mais próximo do probe (offline).
| | | | Adicionar (append) o par (probe, te) na lista de probes
| | | end
| | end
| end
end
return probes

```

---

## B.2 Algoritmo de Anelamento para o ATLAS

- Dada a posição central da célula mais quente da EM2 ( $\eta_{cluster}, \phi_{cluster}$ ), emprega-se o refinamento do baricentro de energia na  $l$ -ésima camada obtendo-se todas as células, pertencentes a  $\Theta_{RoI,l}$ , dentro de uma janela retangu-

lar de busca. Atualmente, os limites da janela de busca são definidos por  $(\eta_{cluster} \pm 0.2, \phi_{cluster} \pm 0.2)$ ;

- para todas as células da  $l$ -ésima camada pertencentes a janela de busca, obtém-se a posição central da célula mais energética dada por  $(\eta_{hot,l}, \phi_{hot,l})$ .
- o anel  $R_{n,l}$  é formado por todas as células  $c_{n,l}$ . Calcula-se  $n$  por

$$n = \left\lceil \max \left( \frac{|\eta_{i,l} - \eta_{hot,l}|}{h_{\eta,l}}, \frac{|\phi_{i,l} - \phi_{hot,l}|}{h_{\phi,l}} \right) \right\rceil \quad \forall c_{i,l} \in \Theta_{RoI,l}, \quad (\text{B.1})$$

onde (análogo para  $\phi$  quando adequado):  $\eta_{i,l}$  é o centro da célula  $c_{i,l}$  em  $\eta$ ;  $h_{\eta,l}$  é o passo adotado em  $\eta$  para a  $l$ -ésima camada, por sua granularidade;  $l \in \{\text{PS, EM1, EM2, EM3, HAD1, HAD2, HAD3}\}$ ; e  $n \in \{0, \dots, (N_l - 1)\}$ , caso contrário se descarta a célula. Ressalta-se que as regiões descritas são retangulares, assim como são as células no plano  $\eta \times \phi$ ;

- a grandeza  $(r_{n,l})$  descrita pelo anel  $R_{n,l}$  representa, aproximadamente, a energia transversa do chuveiro depositada na região delimitada pelo anel, dada por

$$r_{n,l} = \frac{\sum_{i=0}^{\forall c_{i,l} \in R_{n,l}} E_{i,l}}{\cosh |\eta_{hot,l}|} \quad (\text{B.2})$$

onde  $E_{i,l}$  é a energia da célula  $c_{i,l}$ . Caso um anel seja dado por um conjunto vazio (ou seja, nenhum centro de célula dentro de sua região), assume-se valor nulo para sua respectiva grandeza.

Tabela B.1: Descrição das amostragens longitudinais dos calorímetros compoendo as camadas e seções no algoritmo de anelamento. Veja texto para detalhes.

Seção	Camada	Barril	ITC	Tampa	$h_{\eta,l}$	$h_{\phi,l}$	$N_l$
EM	PS	<i>PreSamplerB</i>		<i>PreSamplerE</i>	0,025	0,1	8
	EM1	EMB1		EMEC1	0,003	0,1	64
	EM2	EMB2		EMEC2	0,025	0,025	8
	EM3	EMB3		EMEC3	0,050	0,025	8
HAD	HAD1	<i>TileBar0</i> <i>TileExt0</i>	<i>TileGap3</i>	HEC0	0,1	0,1	4
	HAD2	<i>TileBar1</i> <i>TileExt1</i>	<i>TileGap1</i>	HEC1 HEC2	0,1	0,1	4
	HAD3	<i>TileBar2</i> <i>TileExt2</i>	<i>TileGap2</i>	HEC3	0,2	0,1	4

---

**Algorithm 2:** Algoritmo de anelamento para o experimento ATLAS.

---

```
Input:  $\Theta_{RoI,l}$ ,  $\eta_{cluster}$ ,  $\phi_{cluster}$ ,  $h_{\eta,l}$ ,  $h_{\phi,l}$ ,  $N_l$ 
Output:  $r$ 
 $r \leftarrow$  Iniciar um vetor de zeros de tamanho  $N_l$ 
/* Energia, eta e phi da célula mais quente. */
 $E_{hot,l}$ ,  $\eta_{hot,l}$ ,  $\phi_{hot,l} = 0$ 
/* Refinar a posição da célula entorno da posição do cluster. */
for  $C_{i,l} \leftarrow \Theta_{RoI,l}$  do
   $E_{i,l} \leftarrow$  Energia de  $C_{i,l}$ 
   $\eta_{i,l} \leftarrow$  posição central em  $\eta$  de  $C_{i,l}$ 
   $\phi_{i,l} \leftarrow$  posição central em  $\phi$  de  $C_{i,l}$ 
  /* Verificar se a célula ( $C_{i,l}$ ) está dentro da janela de  $0.4 \times 0.4$ . */
  if  $(\eta_{cluster} - 0.2) > \eta_{i,l}$  e  $\eta_{i,l} < (\eta_{cluster} + 0.2)$  then
    if  $(\phi_{cluster} - 0.2) > \phi_{i,l}$  e  $\phi_{i,l} < (\phi_{cluster} + 0.2)$  then
      if  $E_{i,l} > E_{hot,l}$  then
         $E_{hot,l} \leftarrow E_{i,l}$ 
         $\eta_{hot,l} \leftarrow \eta_{i,l}$ 
         $\phi_{hot,l} \leftarrow \phi_{i,l}$ 
      end
    end
  end
end
/* Preencher a energia de cada anel utilizando a posição da célula mais
   quente como centro. */
for  $C_{i,l} \leftarrow \Theta_{RoI,l}$  do
   $\eta_{i,l} \leftarrow$  posição central em  $\eta$  de  $C_{i,l}$ 
   $\phi_{i,l} \leftarrow$  posição central em  $\phi$  de  $C_{i,l}$ 
   $\delta_{\eta} = (\eta_{i,l} - \eta_{hot,l})/h_{\eta,l}$ 
   $\delta_{\phi} = (\phi_{i,l} - \phi_{hot,l})/h_{\phi,l}$ 
   $n = \text{round}(\max(\delta_{\eta}, \delta_{\phi}))$ 
  if  $n \leq N_l - 1$  then
     $E_{i,l} \leftarrow$  energia de  $C_{i,l}$ 
     $r[n] += E_{i,l}$ 
  end
end
/* Calcular a energia transversa para cada anel a partir de  $\eta_{hot,l}$  */
for  $i = 0; i < N_l; i++$  do
   $r[i] = r[i]/\cosh(\text{abs}(\eta_{hot,l}))$ 
end
return  $r$ 
```

---

# Apêndice C

## Resultados do *NeuralRinger* para *Run 2*

Apresenta-se neste Apêndice os resultados referentes a proposta de atuação do *NeuralRinger* para os dois últimos anos (2017–2018) da *Run 2* no sistema de filtragem *online* de elétrons do experimento ATLAS. Conforme discutido no Capítulo 5, a proposta de atuação da nova sequência de filtragem, utilizando um *ensemble* de redes neurais alimentadas pela formatação em anéis concêntricos do objeto físico, aqui referenciada como cadeia “ringer”, irá se restringir apenas as assinaturas de elétrons com energia superior a 15 GeV.

A Seção C.1 irá apresentar os resultados referentes aos modelos ajustados em dados de simulação, referenciados pela versão v6 (Conforme discutido em ??), a redução na demanda em alocação de recurso computacional ao utilizar um classificador mais eficiente e os resultados de eficiência em detecção e rejeição durante o período de comissionamento (5–30 de junho) das novas cadeias durante o ano de 2017. A Seção C.2 apresenta-se os resultados obtidos em operação após a atualização das cadeias ringer, agora padrão, utilizando um ajuste de modelos, referenciados pela versão v8 (Conforme discutido em ??), baseado em dados reais obtidos no ano de 2017. Por fim, na Seção C.3, será discutido as análises referente ao estudo de impacto no *offline* nas variáveis padrões de calorimetria e traço quando aplica-se uma seleção baseada em redes neurais (aprendizado de máquina) em comparação com a antiga estratégia, cortes lineares, utilizada, até então, pela etapa rápida do sistema de filtragem. A realização deste estudo a partir da introdução de algumas assinaturas duplicadas, referenciadas como cadeias noringer no *menu* de elétrons após a TS1, permitiu realizar uma comparação direta entre as duas estratégias no período de maior aquisição de dados em 2017 após o comissionamento. É importante mencionar que a construção deste apêndice tem forte influência da nota de suporte que está sendo preparada para a colaboração.

## C.1 Operação em 2017

Os resultados de operação em 2017 são divididos em três períodos específicos. No primeiro momento, onde as cadeias ringer ainda estavam em desenvolvimento, apresenta-se os resultados referente ao ajuste dos modelos, para cada espaço de fase, através da validação cruzada e os ganhos, em termos de classificação, em relação ao algoritmo de referência (Primeira estratégia de seleção em 4.2.3.2). Em um segundo momento, durante o comissionamento (5–30 de junho de 2017), são apresentadas as previsões de operação das cadeias ringer, medidas através da introdução de determinadas assinaturas (duplicadas) com o sufixo ringer no *menu* de 2017, em relação a sequência de referência (Veja Figura 5.2 para maiores detalhes).

Por fim, após o comissionamento as cadeias padrões (sem o sufixo ringer) passaram a operar conforme a sequência ringer proposta (utilizando um *ensemble* de redes neurais alimentado pela informação descrita através de anéis concêntricos). Como forma de verificar o impacto após a introdução de uma técnica de aprendizado de máquina na seleção *online* nas análises *offline*, duplicou-se, novamente, determinadas cadeias, agora com o sufixo noringer, utilizando a antiga estratégia a partir do início da segunda metade de tomada de dados do ano de 2017. Os estudos de impacto, apresentados no final desta Seção, marcam, de fato, o final do comissionamento das cadeias ringer e permitem afirmar que a nova estratégia de seleção, baseada em aprendizado de máquina, não introduziu qualquer viés na seleção dos dados em relação a antiga estratégia (comumente utilizada entre os físicos).

### C.1.1 Treinamento com Dados de Simulação

Apresenta-se a seguir os resultados referentes aos ajustes dos modelos (v6), em simulação de Monte Carlo de 2015, para os dois extremos de operação em detecção (*tight* e *vloose*). Os valores de referência ( $P_D$ ) utilizados para ajustar o ponto de operação das redes foram calculados a partir da resposta do algoritmo de cortes lineares (T2Calo) que opera na etapa rápida de elétrons (FastCalo) para o respectivo espaço de fase.

A construção do *ensemble* de redes neurais inicia-se após a fase de ajuste (treinamento) de todos os modelos (Total de 320 mil redes) para as diversas topologias (5 até 20 neurônios na camada escondida), sorteios (10), inicializações (100) e espaços de fase (20) segundo o método de validação cruzada descrito em 5.2.1.4. Em um determinado espaço de fase, apenas as melhores inicializações (redes com maior índice SP no conjunto de teste em um determinado sorteio) para cada topologia foram avaliadas. A escolha da topologia é realizada subjetivamente através da comparação das eficiências de validação cruzada em gráfico por *boxplot*. Avaliou-se a escolha da topologia, porém se observou pouca alteração em eficiência (para um

mesmo  $P_D$  compara-se os valores de  $P_F$  obtidos) conforme a escolha dos neurônios para todas as regiões em espaço de fase. Dado o propósito de operação no sistema de filtragem *online* e a melhor capacidade de generalização do modelo com menos neurônios, manteve-se a configuração com o menor número de neurônios na camada escondida (em geral 5 neurônios) para compor o *ensemble* de redes neurais exceto para algumas regiões. A Tabela C.1 representa a topologia selecionada para cada um dos espaços de fase do *ensemble* de redes neurais.

Tabela C.1: Topologia dos modelos para cada um dos espaços de fase do *ensemble* de redes neurais.

		$15 < E_T < 20$	$20 < E_T < 30$	$30 < E_T < 40$	$40 < E_T < 50$	$E_T > 50$
$0.00 < \eta < 0.80$	Input	100	100	100	100	100
	Hidden	5	5	5	5	5
	Output	1	1	1	1	1
$0.80 < \eta < 1.37$	Input	100	100	100	100	100
	Hidden	5	5	5	5	5
	Output	1	1	1	1	1
$1.37 < \eta < 1.54$	Input	100	100	100	100	100
	Hidden	7	19	13	13	6
	Output	1	1	1	1	1
$1.54 < \eta < 2.50$	Input	100	100	100	100	100
	Hidden	5	15	5	5	5
	Output	1	1	1	1	1

A Tabela C.2 representa os valores obtidos a partir da validação cruzada no conjunto de teste, utilizando as topologias (número de neurônios na camada escondida) selecionadas para cada espaço de fase, após ajustar todas as redes treinadas no ponto de operação ( $P_D$ ) do critério mais restritivo (*tight*) do algoritmo de referência (T2Calo). Ao avaliar esses resultados fica claro a superioridade da técnica multivariada combinada com a descrição do calorímetro em anéis de energia quando comparada com a referência. Em algumas regiões, por exemplo, para um mesmo valor de  $P_D$ , o *ensemble* de redes neurais permite reduzir o número de falsos candidatos aprovados em até  $20\times$  em relação a referência. Em todas as regiões é possível verificar que a dispersão dos valores obtidos através da validação cruzada indicam uma flutuação estatística dos dados no ajuste do modelo menor que 1%. Por sua vez, a Tabela C.3 representa os valores obtidos da validação cruzada partir do critério menos restritivo (*vloose*) para as topologias selecionadas.

Por fim, as Tabelas C.4 e C.5 demonstram, em valores acumulados (todos os espaços de fase), os ganhos em rejeição para os dois extremos de operação. Para a operação *tight* (ou *vloose*) a rejeição de falsos candidatos foi de até  $\sim 4\times$  (ou de  $\sim 5\times$ ), para um mesmo  $P_D$ , em relação ao algoritmo de referência. Após a fase de ajuste e a escolha dos modelos de operação para cada espaço de fase (Conforme Subseção 5.2.1.4), os limiares de corte de cada modelo foram ajustados em dados reais de 2016 (Conforme descrito em 5.2.1.6) e submetidos para a fase de comissionamento com o rótulo v6.



Tabela C.2: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação de maior pureza (*tight*), para a versão v6. Todas as redes foram ajustadas para produzir o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*tight*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de simulação de Monte Carlo de 2015, selecionados conforme em 5.2.1.1.

Det. Region	Method	Kinematic region Type	$15 < E_T[\text{GeV}] < 20$			$20 < E_T[\text{GeV}] < 30$			$30 < E_T[\text{GeV}] < 40$			$40 < E_T[\text{GeV}] < 50$			$E_T[\text{GeV}] > 50$		
			$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]
0.00 < $\eta$ < 0.80	v6	Reference	98.17	93.35	11.35	99.19	94.97	9.17	99.56	95.86	7.76	99.74	96.31	7.05	99.73	96.16	7.35
		Cross Validation	98.16±0.04	97.49±0.18	3.17±0.36	99.20±0.02	98.36±0.11	2.47±0.22	99.57±0.03	98.97±0.14	1.63±0.28	99.74±0.02	99.17±0.17	1.40±0.34	99.78±0.06	99.37±0.43	1.03±0.84
0.80 < $\eta$ < 1.37	v6	Reference	98.44	88.10	21.66	99.21	91.23	16.42	99.67	92.91	13.61	99.81	92.91	13.74	99.73	92.98	13.54
		Cross Validation	98.34±0.00	96.33±0.43	5.65±0.85	99.22±0.00	97.56±0.33	4.08±0.66	99.66±0.01	98.25±0.21	3.15±0.42	99.81±0.04	98.54±0.33	2.73±0.65	99.75±0.05	98.82±0.43	2.11±0.85
1.37 < $\eta$ < 1.54	v6	Reference	98.10	78.00	39.78	95.62	81.93	30.70	97.37	85.98	24.69	97.86	86.02	25.06	98.84	84.93	27.91
		Cross Validation	98.22±0.19	93.33±2.03	11.41±4.01	95.65±0.12	95.38±0.22	4.89±0.42	97.43±0.28	96.75±0.48	3.93±0.87	97.82±0.53	96.44±0.59	4.94±1.04	98.94±0.30	95.97±1.97	6.93±3.74
1.54 < $\eta$ < 2.50	v6	Reference	97.83	89.03	19.35	98.20	90.56	16.77	98.97	92.42	13.90	99.12	92.38	14.13	99.39	92.47	14.20
		Cross Validation	97.82±0.04	95.84±0.49	6.12±0.96	98.21±0.02	96.88±0.14	4.43±0.26	98.97±0.04	97.86±0.18	3.25±0.35	99.13±0.16	98.35±0.22	2.42±0.46	99.41±0.16	98.38±0.48	2.64±0.97

Tabela C.3: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo (*loose*), para a versão v6. Todas as redes foram ajustadas para produzir o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*loose*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de simulação de Monte Carlo de 2015, selecionados conforme em 5.2.1.1.

Det. Region	Method	Kinematic region Type	$15 < E_T[\text{GeV}] < 20$			$20 < E_T[\text{GeV}] < 30$			$30 < E_T[\text{GeV}] < 40$			$40 < E_T[\text{GeV}] < 50$			$E_T[\text{GeV}] > 50$		
			$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]
0.00 < $\eta$ < 0.80	v6	Reference	99.04	91.45	15.85	99.58	85.37	27.74	99.83	82.27	33.59	99.95	83.76	30.99	99.98	81.56	34.97
		Cross Validation	98.99±0.04	97.20±0.43	4.58±0.85	99.57±0.00	98.14±0.15	3.28±0.30	99.83±0.01	98.66±0.14	2.50±0.27	99.95±0.01	98.65±0.29	2.65±0.58	99.97±0.00	98.42±0.67	3.11±1.32
0.80 < $\eta$ < 1.37	v6	Reference	99.27	84.70	28.70	99.68	76.47	43.65	99.94	71.89	51.49	99.97	72.47	50.57	99.92	70.26	54.12
		Cross Validation	99.34±0.00	95.47±1.34	8.31±2.63	99.69±0.01	96.95±0.65	5.74±1.28	99.94±0.01	96.52±1.11	6.84±2.17	99.97±0.01	97.69±0.55	4.55±1.09	99.91±0.02	98.01±0.66	3.88±1.31
1.37 < $\eta$ < 1.54	v6	Reference	98.79	68.91	55.51	97.25	76.41	41.90	98.23	82.24	32.33	98.19	81.67	33.33	98.96	82.07	33.23
		Cross Validation	99.11±0.14	92.80±2.65	13.26±5.10	97.22±0.09	95.69±0.36	5.83±0.67	98.24±0.11	96.63±0.43	4.96±0.86	98.32±0.47	96.49±0.56	5.31±1.11	99.03±0.27	95.72±1.97	7.51±3.73
1.54 < $\eta$ < 2.50	v6	Reference	98.43	83.23	30.70	99.30	80.92	35.58	99.67	80.43	36.74	99.79	80.62	36.49	99.85	80.08	37.51
		Cross Validation	98.41±0.00	95.66±0.68	7.05±1.34	99.31±0.00	96.49±0.34	6.29±0.67	99.67±0.01	97.49±0.32	4.66±0.64	99.79±0.01	97.98±0.32	3.81±0.63	99.86±0.03	97.72±0.69	4.39±1.36

Tabela C.4: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo), para a versão v6. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de simulação de 2015 selecionados conforme em 5.2.1.1.

Método	$P_D$ [%]	$F_a$ [%]
Ref.	99.30	16.68
v6	$99.29 \pm 0.00$	$4.73 \pm 0.08$

Tabela C.5: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério menos restritivo (*vloose*) da referência (T2Calo), para a versão v6. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $P_F$ ) foram medidas em dados de simulação de 2015 selecionados conforme em 5.2.1.1.

Método	$P_D$ [%]	$F_a$ [%]
Ref.	99.71	30.27
v6	$99.71 \pm 0.00$	$6.32 \pm 0.10$

### C.1.2 Comissionamento

Durante a fase de comissionamento os resultados para a atuação do *NeuralRinger* nas cadeias destinadas à filtragem de elétrons com  $E_T > 15$  GeV durante o ano de 2017 foram avaliados através de duas abordagens diferentes. A descrição de cada uma das abordagens adotadas é descrita a seguir:

- **Reprocessamento:** Compreende no reprocessamento dos dados partindo de sua forma mais bruta (sinais eletrônicos do detector) até o formato de análise. Os reprocessamentos decorrem em base de uma de referência para avaliações oficiais de eficiência e de comissionamento de novas versões de código para atuação no HLT durante a coleta (*online*). Durante esse procedimento os dados brutos são utilizados para refazer todas as etapas de reconstrução do *offline* e a decisão do sistema de filtragem *online*. No entanto esse procedimento é extremamente custoso computacionalmente levando um longo período de tempo para processa apenas uma *run*.
- **Emulação do sistema de filtragem:** Ferramenta desenvolvida pelo autor deste trabalho com o objetivo de emular a decisão do sistema de filtragem *online* de elétrons e fótons através de dados em formato de análise, sem a necessidade de refazer a reconstrução do evento a partir de dados brutos. Essa ferramenta permite regerar, apenas, a decisão do *online*, através da emulação

das sequências de cortes, para um ano completo de tomadas de dados em um tempo bastante inferior<sup>1</sup> ao do reprocessamento.

Contudo, em um primeiro estágio, o método encontrava-se em desenvolvimento e os resultados foram fornecidos através da emulação do sistema de filtragem devido ao seu curto tempo de processamento. Foi utilizado dados de simulação de Monte Carlo 2015 contendo amostras do decaimento do bóson  $Z$  e eventos de colisão de um período de referência do ano de 2016 (*run 311244*<sup>2</sup>) para o cálculo de eficiência na detecção de elétrons no sistema de filtragem *online*. Em ambos os casos utilizou-se o método de T&P (Ver Seção 4.3) para selecionar os possíveis candidatos provenientes do decaimento de  $Z$ . Para o cálculo de rejeição de falsos candidatos ( $F_A$ ) no sistema de filtragem utilizou-se amostras de simulação de jatos hadrônicos com um mínimo de 17 GeV e eventos de colisão considerados como ruído físico (*enhanced bias*) para o experimento. Neste estágio, antes da TS1, algumas cadeias foram duplicadas com o prefixo *ringer* (Por exemplo: *e28\_lhtight\_nod0\_ringer\_ivarlose*) para indicar a utilização do *NeuralRinger* na etapa rápida.

A Tabela C.6 mostra a superioridade da cadeia *ringer* em relação à versão que atuou em operação durante 2016 (*e28\_lhtight\_nod0\_ivarlose*). A cadeia proposta possibilitou uma redução de  $\sim 3\times$  (valores centrais) em relação à cadeia original em dados de colisão (*Enhanced Bias*) e  $\sim 2\times$  em simulação no que tange a probabilidade de falso alarme, mantendo a taxa de detecção ( $P_D$ ) desejadas na saída do HLT. Em ambos os casos, a eficiência no nível HLT para MC permanece praticamente inalterada, enquanto em colisão há uma queda de 0,4 (valor central) em eficiência. Posteriormente, observou-se que essa queda se dava devido à alteração da saída da rede neural para a região  $2,37 < |\eta| < 2,47$ , que se deve à ausência das células com alta granularidade (tiras) na EM1. Assim, esse efeito foi posteriormente recuperado ao introduzir um limiar dedicado à essa região (Conforme descrito em 5.2.1.7).

Após considerar a inclusão de mais uma região em  $\eta$  e ajustar os patamares de corte das redes neurais em dados de colisão de 2016, de forma que o seu uso não impactasse na eficiência final das cadeias de elétrons do HLT, a cadeia de seleção do *ringer* foi colocada em fase de reprocessamento para a realização de estudos de eficiência, agora pela colaboração. A Tabela C.7 apresenta o número de chamadas dos algoritmos presentes na etapa de reconstrução rápida do calorímetro (FastCalo) e na etapa de reconstrução do traço (FastElectron) em dois reprocessamentos (*run 309640* e *327265*) utilizando dados de colisão formados somente por ruído físico (*enhanced bias*) do experimento. Note que a etapa de reconstrução do traço só é chamada caso a etapa anterior (FastCalo) aprove o candidato (Veja a Seção 5.2). Os resultados obtidos mostram a superioridade da cadeia *ringer* na rejeição de falsos

---

<sup>1</sup>Algumas horas.

<sup>2</sup>Uma *run* sempre é precedida (rotulada) por um identificador único.

Tabela C.6: Emulação das eficiências para os estágios de seleção do HLT para as cadeias `e28_lhtight_nod0_(ringer)_ivarloose` em previsões *offline*. O denominador é comum para todos os estágios de seleção, composto pelo número de RoI com casamento com um elétron reconstruído *offline*. Para as avaliações de eficiência de detecção, empregou-se a seleção de eventos pelo método T&P. Especificamente para as amostras ruído em dados de colisão, as mesmas são provenientes do fluxo de dados *enhanced bias*, contendo cadeias de suporte dedicadas à coleta de ruído físico. A fim de eliminar possível contaminação de sinal nesses dados, aplicou-se a seleção de falsos candidatos ao inverter a lógica T&P (evento não participa como *probe* caso forme um par) e a lógica inversa de seleção para o critério *vloose* nos electrons *probe*. A seleção de eventos de ruído em simulação aplicou a remoção de decaimentos em elétrons isolados através da verdade de MC.

e28_lhtight_nod0_(ringer)_ivarloose (Antes da TS1)				
Cadeia	FastCalo [%]	FastElectron [%]	HLTCalo [%]	HLT [%]
<i>Z</i> → <i>ee</i> T&P run 311244 (detecção)				
cadeia original	96,77 ± 0,03	96,70 ± 0,03	95,84 ± 0,05	89,74 ± 0,07
cadeia ringer	96,23 ± 0,03	96,16 ± 0,03	95,31 ± 0,04	89,32 ± 0,08
<i>enhanced bias</i> run 311244 (falso alarme)				
cadeia original	16,03 ± 0,02	15,70 ± 0,02	12,90 ± 0,02	0,57 ± 0,00
cadeia ringer	5,41 ± 0,02	5,12 ± 0,02	3,40 ± 0,01	0,54 ± 0,00
<i>Z</i> → <i>ee</i> T&P MC15 (detecção)				
cadeia original	96,10 ± 0,01	96,09 ± 0,01	95,37 ± 0,01	89,06 ± 0,01
cadeia ringer	96,11 ± 0,01	96,09 ± 0,01	95,38 ± 0,01	89,12 ± 0,01
<i>JF17</i> MC15 (falso alarme)				
cadeia original	8,04 ± 0,01	7,93 ± 0,01	6,54 ± 0,00	0,20 ± 0,00
cadeia ringer	3,69 ± 0,01	3,59 ± 0,01	2,55 ± 0,00	0,19 ± 0,00

candidatos em relação a cadeia original para as três assinaturas avaliadas em cada uma das *runs*. Para as assinaturas compreendidas entre  $15 < E_T < 30$  GeV espera-se um ganho em rejeição de pelo menos  $\sim 1,5\times$ . Para as assinaturas de mais alta energia ( $E_T > 60$  GeV) esse ganho é ainda maior com uma redução de pelo menos  $\sim 3\times$  em relação a cadeia original.

No período entre os dias 05-30 de junho de 2017 (comissionamento), as cadeias *ringer* foram adicionadas ao *menu* oficial durante a coleta de dados. Durante essa fase, agora em operação, avaliou-se as curvas de eficiência de algumas assinaturas duplicadas (com o sufixo *ringer*) em relação a sua referência (cadeias originais). A Figura C.1 mostra a eficiência das cadeias `e28_lhtight_nod0_(ringer)_ivarloose` medida em elétrons ou pósitrons (probes) do decaimento do bóson *Z* usando o método T&P baseado em dados no período de dias mencionado. A eficiência foi computada para o gatilho de elétrons que requerem seu ponto de operação mais restritivo e energia transversa acima de 28 GeV. Em (a) observa-se a cadeia *ringer*

Tabela C.7: Dados de reprocessamento obtidos a partir de duas *runs* compostas somente por ruído físico do experimento. Os valores representam o número de chamadas dos algoritmos de reconstrução para as etapas de reconstrução rápida do calorímetro (FastCalo) e do traço (FastElectron) para três grupos de assinaturas de *Trigger*. Cada grupo contém uma assinatura com a cadeia original e uma assinatura com a cadeia ringer. O fator de redução representa o número de vezes que a cadeia ringer reduziu o número de chamadas da reconstrução rápida do traço em relação a cadeia original.

Número de chamadas na etapa rápida do HLT				
<i>runs</i>	<i>Triggers</i>	FastCalo (chamadas)	FastElectron (chamadas)	Fator de Redução
309640	e17_lhvloose_nod0_L1EM15VHI	17989136	8984315	$1,71 \times \downarrow$
	e17_lhvloose_nod0_noringer_L1EM15VHI		5234167	
	e28_lhtight_nod0_ivarloose_L1EM24VHIM	3084292	1046078	$1,69 \times \downarrow$
	e28_lhtight_nod0_ringer_ivarloose_L1EM24VHIM		618011	
	e60_lhmedium_nod0_L1EM24VHIM	3084292	1046078	$4,91 \times \downarrow$
	e60_lhmedium_nod0_ringer_L1EM24VHIM		213037	
327265	e17_lhvloose_nod0_L1EM15VHI	15609134	7400864	$1,52 \times \downarrow$
	e17_lhvloose_nod0_ringer_L1EM15VHI		4855326	
	e28_lhtight_nod0_ivarloose_L1EM24VHIM	3296808	1150932	$1,58 \times \downarrow$
	e28_lhtight_nod0_ringer_ivarloose_L1EM24VHIM		725655	
	e60_lhmedium_nod0_L1EM24VHIM	3296808	238054	$3,10 \times \downarrow$
	e60_lhmedium_nod0_ringer_L1EM24VHIM		76735	

(preto) obteve aproximadamente a mesma eficiência de detecção de elétrons, em relação a cadeia original (azul), no final do HLT para a curva de eficiência em relação a energia transversa. Em (b) esse mesmo comportamento em relação a  $\eta$  é observado exceto para a região  $2,37 < |\eta| < 2,47$  onde as diferenças de eficiência ocorreram devido à mudança de eficiência do *L1Calo*. Contudo, a redução na taxa de falso alarme por sua vez, deu-se conforme o esperado.

Esses resultados são ainda mais relevantes quando atentando para a necessidade de processamento na fazenda em cada nível. Após o cenário de atualizações na cadeia de elétrons descrito, a diferença de latência dos resultados para a cadeia primária de elétrons de menor energia (26 GeV) implicava uma redução pela metade (200→100 ms/evento) quando empregando o *NeuralRinger*. Para a cadeia primária de menor energia para a coleta de elétrons duplos, por exemplo, a queda na taxa foi de 9700 Hz para 4900 Hz. Esses resultados motivaram o comissionamento da cadeia no *menu* de elétrons a fim de substituir a cadeia original (padrão) pela versão empregando o *ensemble* neural. A operação durante o comissionamento mostrou-se conforme as previsões nos reprocessamentos de forma que o algoritmo entrou em operação após a TS1 que se encerrou na primeira semana de julho de 2017.

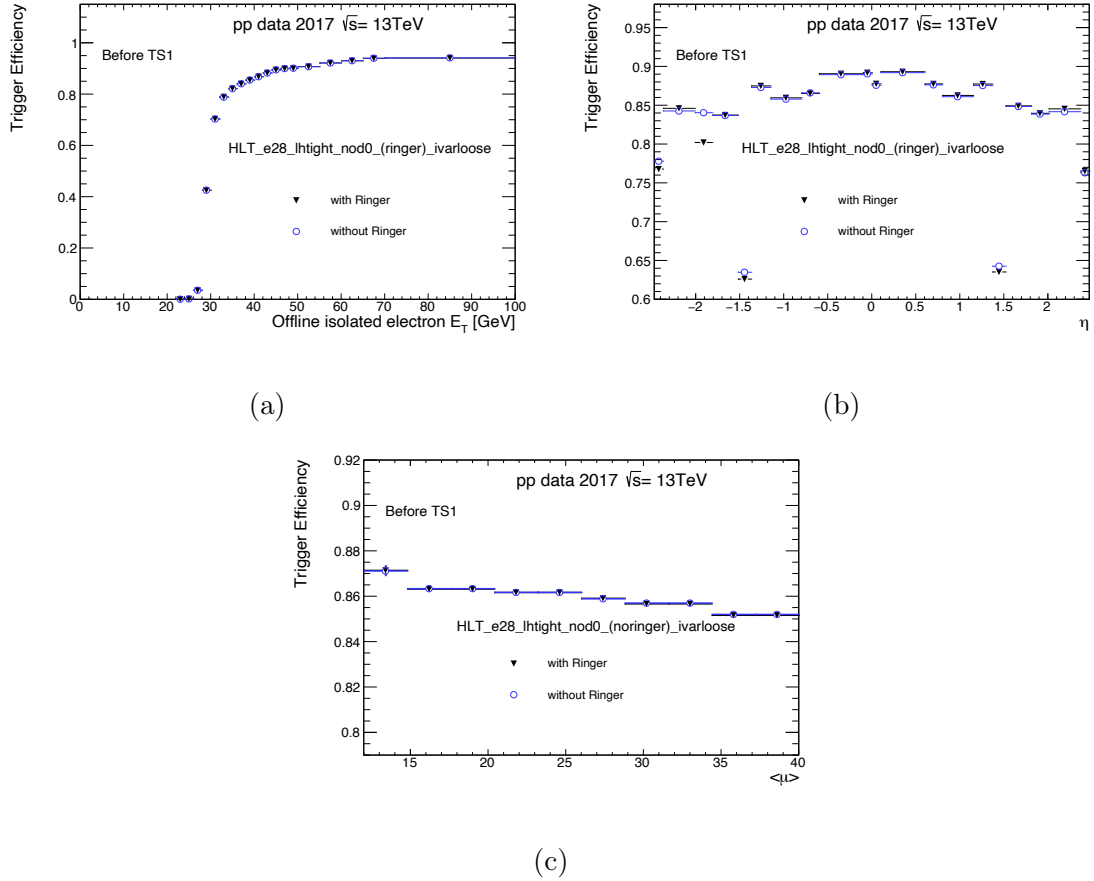


Figura C.1: Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos no período de comissionamento entre os dias 05-30 de junho (antes da TS1), em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (c). A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. O elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*). Os triângulos pretos representam o acionador de elétrons operando com um conjunto de redes neurais alimentadas pela descrição de energia em forma de anel, enquanto os círculos azuis mostram as eficiências para os acionadores de elétrons original.

### C.1.3 A Troca para Cadeia ringer

A mudança após a TS1 para o emprego das cadeias do ringer ocorreu de forma que não houve impacto significativo na eficiência. Após este período, todas as cadeias de elétrons acima de 15 GeV passaram a operar com o *NeuralRinger*, dispensando, agora, o uso do sufixo ringer no nome da assinatura, sendo consideradas, portanto padrão. Para permitir os estudos de impacto e eficiência (após a troca), em relação a antiga estratégia, foram duplicadas algumas cadeias com o sufixo 'noringer' (Por exemplo e28\_lhtight\_nod0\_noringer\_ivarloose) no *menu* de 2017.

A Figura C.2 compara, agora, a eficiência da nova cadeia padrão (ringer) em relação a sua antiga referência (noringer) medida em elétrons (pósitrons) *probes* do

decaimento do bóson  $Z$  usando o método T&P baseado em dados para a segunda metade da coleta de dados de 2017 (após o dia 10 de julho de 2017). Observa-se que a cadeia formada pela sequência *ringer* (preto) foi capaz de manter a mesma eficiência de sinal em relação a antiga estratégia (azul) baseada em cortes lineares na etapa rápida.

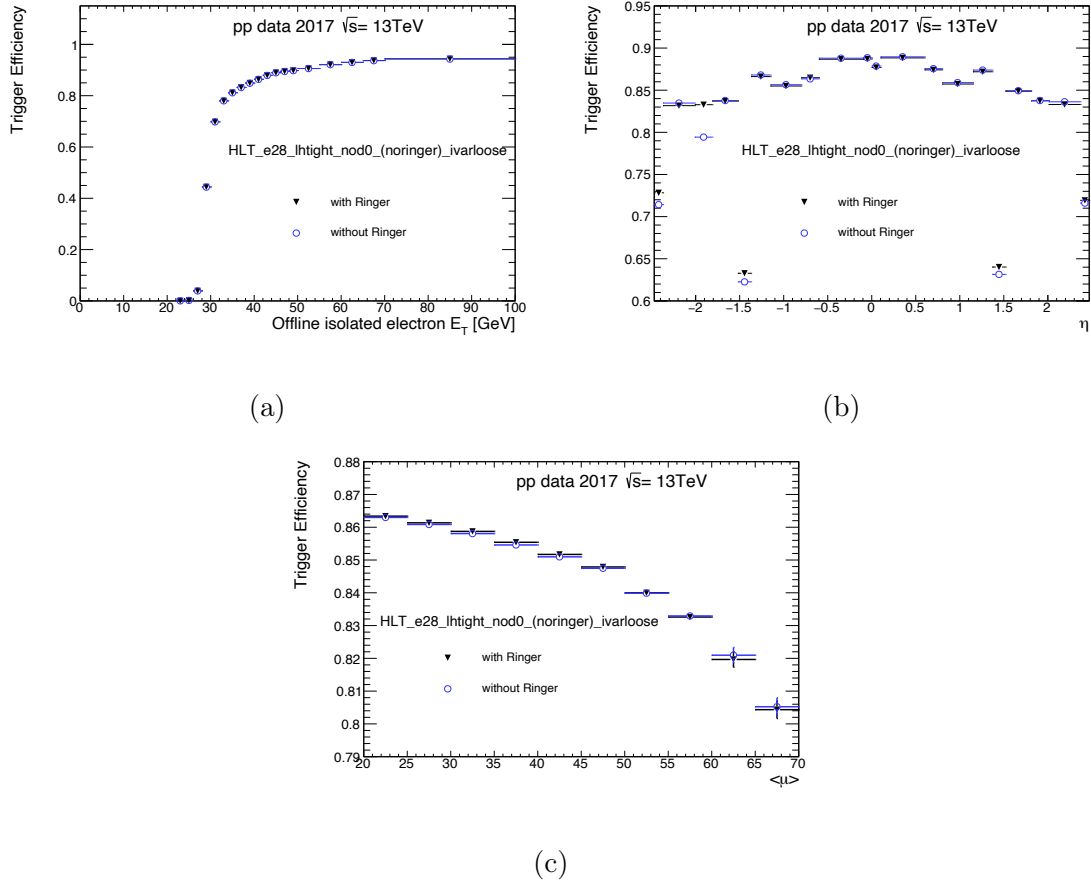


Figura C.2: Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT, medidas em dados de 2017 obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho), em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (c). A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. o elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*). Os triângulos pretos representam o acionador de elétrons operando com um conjunto de redes neurais (agora padrão) alimentadas pela descrição de energia em forma de anel, enquanto os círculos azuis mostram as eficiências para os acionadores de elétrons operando com a antiga estratégia de seleção (*noringer*).

Em (c), observou-se uma queda expressiva de  $\sim 7\%$ , em eficiência, na detecção de elétrons em relação ao estimador de empilhamento do *online* ( $\langle\mu\rangle$ ) na última etapa do sistema de filtragem de elétrons (HLT) governada pela técnica de máxima verossimilhança (Conforme descrito em 4.1.1.2). Todavia, essas perdas já eram previstas

devido ao limite superior ( $\langle\mu\rangle = 40$ ) empregado no ajuste linear dos patamares de decisão da LH do *online*, limitando, assim, o alcance da correção (e provocando perdas em eficiência) para valores de empilhamento superiores ao limite estabelecido. Da mesma forma, essas limitações também estavam presentes durante o ajuste (correção) dos patamares de decisão do *NeuralRinger* em dados de colisão de 2016 (Conforme descrito em 5.2.1.6). Contudo, as quedas em eficiência em relação ao empilhamento no FastCalo não foram expressivas devido ao alto  $P_D$  empregado nesta etapa. Assim, para 2018, esperava-se que o limite superior do ajuste fosse estendido, uma vez que os dados de colisão de 2017 possuíam um perfil de empilhamento de até 60 interações médias por colisão, e essas perdas, em eficiência, recuperadas.

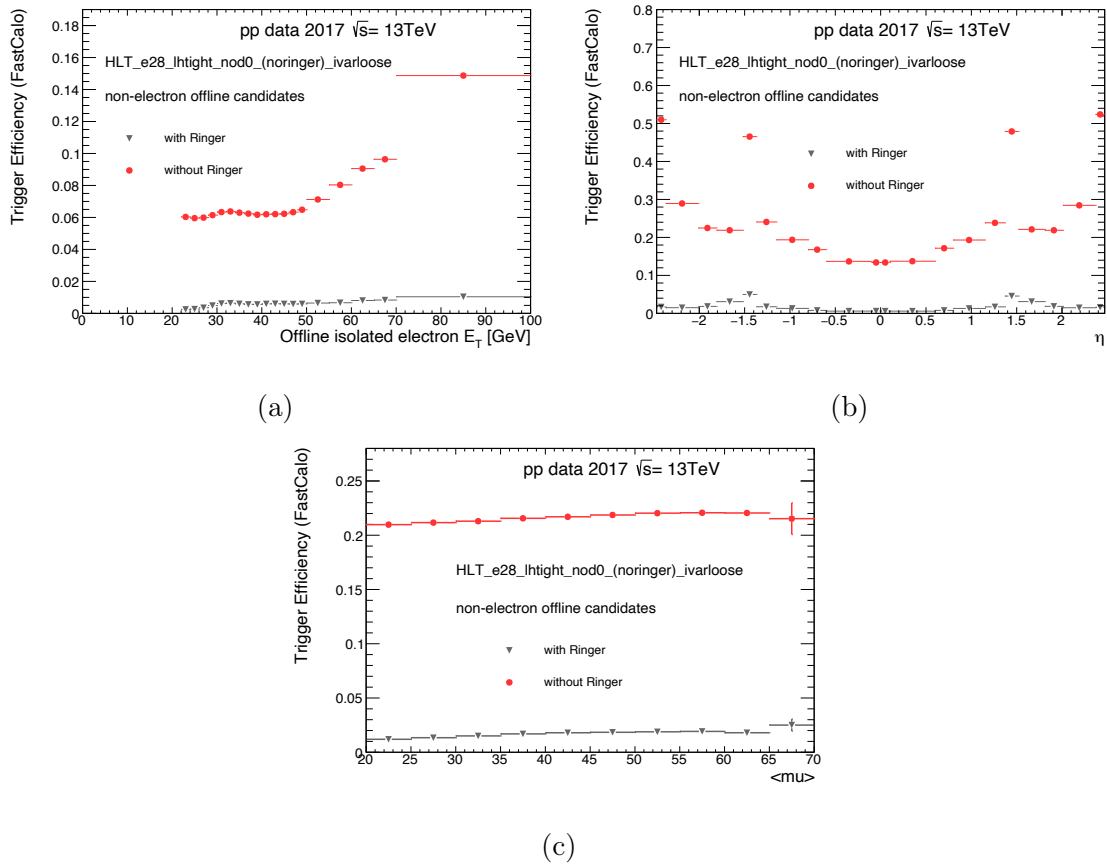


Figura C.3: Curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo, medidas em dados de colisão obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho), em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). Os triângulos em cinza representam o acionar de elétrons operando com um conjunto de redes neurais (agora padrão) alimentados pela descrição de energia em forma de anel, enquanto os círculos em vermelho (*noringer*) mostra a rejeição para o acionador de elétrons operando com a antiga estratégia de seleção (T2Calo).



Avaliou-se, também, as curvas de rejeição de falsos candidatos com o objetivo de verificar o comportamento de ambas as estratégias quando medidas em dados de colisão da segunda metade de 2017 (após a TS1). Para selecionar falsos candidatos, aplicou-se a lógica inversa do método T&P (onde o objeto elétron *offline* não pode pertencer a nenhum par de elétrons do decaimento de  $Z$ ) e exigiu-se que os candidatos fossem reprovados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). A Figura C.3 apresenta as curvas de rejeição de falsos candidatos na etapa rápida de calorimetria (FastCalo). Observa-se que o *ensemble* de redes neurais (cinza) é capaz de eliminar grande parte dos falsos candidatos quando comparado com a estratégia de cortes lineares (T2Calo) utilizada pelas cadeias noringer (vermelho).

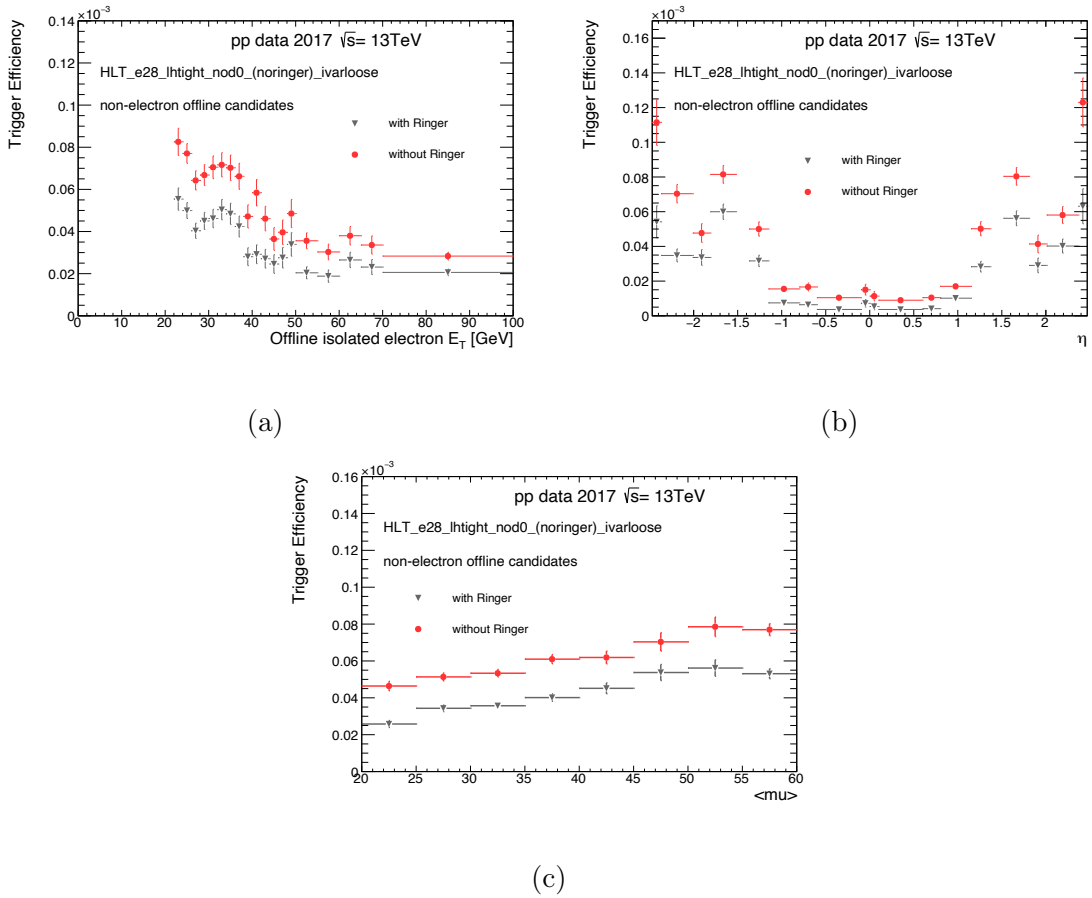


Figura C.4: Curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do HLT, medidas em dados de colisão obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho), em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). Os triângulos em cinza representam o acionar de elétrons operando com um conjunto de redes neurais (agora padrão) alimentados pela descrição de energia em forma de anel, enquanto os círculos em vermelho (noringer) mostra a rejeição para o acionador de elétrons operando com a antiga estratégia de seleção (T2Calo).

A Figura C.4, avalia-se a rejeição de falsos candidatos na saída do HLT. Observa-se, que a utilização da cadeia ringer (como padrão) na etapa rápida (FastCalo) no sistema de filtragem influencia, diretamente, na redução de falsos candidatos aprovados pelo HLT (através da seleção da LH de elétrons). É importante ressaltar, que diferente da Figura C.3, onde uma redução nos falsos candidatos impacta diretamente na demanda por recursos computacionais para os níveis de filtragem posteriores (Ver Figura 5.2b), uma redução de falsos candidatos no HLT impacta diretamente na redução de recursos em disco (armazenamento).

### C.1.4 Impacto nas Demandas em CPU no FastCalo

Os estudos de eficiência realizados durante a tomada de dados da *Run 2* mostraram que as cadeias ringer permitiram, através do *NeuralRinger*, uma operação do FastCalo mais eficaz, em relação as cadeias noringer, para as assinaturas de elétrons acima de 15 GeV. Em complemento a esses resultados, realizou-se um estudo de impacto nas demandas em tempo de processamento (CPU) nos algoritmos de reconstrução (FEX) e teste de hipótese (HYPO) do FastCalo para as cadeias ringer e noringer. Avaliou-se o tempo de processamento, em ambos os casos, através das assinaturas `e17_lhvloose_nod0_` (noringer) executadas separadamente em um nó de computação dedicado.

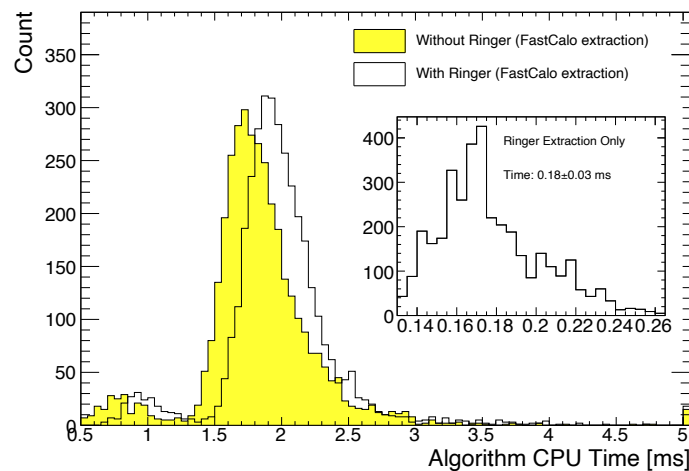


Figura C.5: Tempo de execução em CPU para cada evento de cruzamento de pacote para o algoritmo de reconstrução da etapa rápida de elétrons (FastCalo) com (preto) e sem (amarelo) a construção dos anéis concêntricos de energia para uma run (327265) de *enhanced bias* de alto empilhamento (pico em  $\langle\mu\rangle=45$ ). A direita, encontra-se, em detalhes, o tempo de execução da reconstrução dos anéis (somente). As medidas foram avaliadas utilizando somente a assinatura `e17_lhvloose_nod0_` (noringer) em todo o *menu* com execuções individuais para cada um dos casos. O *menu* foi adaptado para executar apenas uma assinatura por vez.

Para reduzir os esforços de implementação, o algoritmo de reconstrução da informação anelada (Descrito na Seção 5.1) foi desenhado para operar em conjunto com o algoritmo de reconstrução do *cluster* eletromagnético e das 4 variáveis de calorimetria empregadas no FastCalo (Primeira estratégia de seleção em 4.2.3.2). A Figura C.5 apresenta as distribuições de tempo de processamento do algoritmo de reconstrução (para ambos os casos) em dados de *enhanced bias* medidos separadamente em um nó de computação dedicado<sup>3</sup>. As informações de tempo foram adquiridas através das assinaturas `e17_lhvloose_nod0_(noringer)` onde observou-se um acréscimo de  $0,18 \pm 0,03$  ms/evento (em média) no tempo total de execução de reconstrução para a cadeia ringer (preto) em relação ao tempo de execução da antiga estratégia de reconstrução (amarelo).

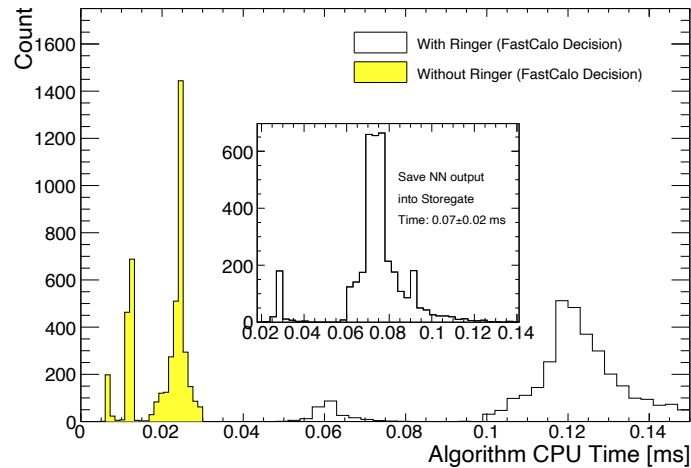


Figura C.6: Tempo total de execução em CPU para cada evento de cruzamento de pacote para o algoritmo de teste de hipótese da etapa rápida de elétrons (FastCalo) com (preto) e sem (amarelo) a estratégia de seleção da cadeias ringer em dados de *enhanced bias*. O histograma central representa, somente, o tempo que o algoritmo leva para armazenar a decisão da rede neural em formato persistente no sistema de arquivos.

Por sua vez, a Figura C.6 representa as distribuições de tempo de processamento do algoritmo de teste de hipótese (para ambos os casos) em dados de *enhanced bias* medidos separadamente em um nó de computação dedicado. Especificamente, o teste de hipótese do *NeuralRinger* é considerado mais exigente (até 0,14 ms/evento),

<sup>3</sup>Foi usado um nó techlab Xeon Phi 7120 (1,7 GHz, 32 threads) com 256 Gb @ 1333 de memória e um sistema operacional SL6. A medição empregou eventos de tendência aumentada (EB) *stream* normalmente extraído de aquisição de uma hora com um menu de gatilho específico baseado apenas na seleção de primeiro nível e visando coletar cerca de um milhão de eventos de fundo com maior probabilidade de serem aceitos pelo HLT. Portanto, as medições são realizadas em condições de empilhamento com a execução do algoritmo de extração de recursos para vários RoIs no mesmo evento de cruzamento de grupos.

principalmente devido ao tempo para armazenar a saída da rede neural ( $0,07 \pm 0,02$  ms/evento), do que a seleção baseada em cortes lineares ( $0,02$  ms/evento). No entanto, esses valores ainda são pequenos em relação aos valores medidos no algoritmo de extração de características (FEX) da etapa rápida em ambos os casos. Sendo portanto não impactante para o funcionamento do sistema *online*.

## C.2 Operação em 2018

Após o comissionamento, o *NeuralRinger* permitiu a operação do sistema de filtragem *online* de elétrons para a segunda metade do ano de 2017 (após a TS1). Neste período, a elevada luminosidade provocou uma crescente taxa de entrada com um alto grau de empilhamento de sinal nunca visto antes. Neste ano, por exemplo, o empilhamento atingiu uma média de 60 interações médias por cruzamento de pacote. Para o ano de 2018 esse mesmo cenário era esperado. Contudo, os modelos neurais que operaram em 2017 haviam sido ajustados (treinados) com simulações de Monte Carlo de 2015 com uma cobertura de empilhamento de até 60 interações médias por evento simulado. Para o método de ajuste de patamares, que permitiu corrigir os patamares de decisão da rede em relação ao estimador de empilhamento do *online*, havia sido utilizado os dados do ano de 2016 limitados até 40 interações médias por cruzamento de pacote. Assim, para o ano de 2018, havia a necessidade de reajustar a estratégia utilizando dados de colisão de 2017 para adequar os modelos ao cenário de alto empilhamento.

### C.2.1 Treinamento em dados reais

Para o ajuste dos modelos com dados de colisão, chamado de v8, toda a estratégia de treinamento, construção do *ensemble* e correção dos patamares de decisão em relação ao empilhamento foi replicada para manter a coerência com os modelos anteriores (v6). Conforme observado durante os ajustes dos modelos que operaram em 2017, a região da tampa apresentou eficiências distintas em duas faixas em  $\eta$ . Esse efeito foi mitigado com a introdução de mais uma fronteira (espaço de fase) em  $\eta$  na grade que define os patamares de decisão do algoritmo de hipótese. Para os novos modelos, essa grade foi replicada, também, para a escolha do modelo, contido no *ensemble*, durante a geração do discriminante ou patamar de decisão. Para compor as amostras de sinal e ruído, utilizou-se dados de colisão de 2017 selecionados conforme 5.2.2.1. O procedimento de ajuste dos modelos seguiu o mesmo método (Ver Seção ??) empregado no comissionamento de 2017.

O método de validação cruzada e seleção dos melhores modelos foi adaptado para considerar apenas as redes que obtiveram o maior índice  $SP$  (utilizando todo o conjunto de dados) para seleção da rede de operação (diferente da estratégia anterior que selecionava a rede de operação com menor  $F_A$  para um  $P_D$  de referência). A escolha das melhores topologias limitou-se a 5 neurônios (menor valor) na camada escondida da rede MLP para todos os espaços de fase. As Tabelas C.2.1 e C.2.1 apresentam os valores obtidos pela validação cruzada para os critérios de maior pureza e menor restrição respectivamente.

Tabela C.8: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação de maior pureza (*tight*), para a versão v8. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	kinematic region Type	15 < $E_T$ [GeV] < 20			20 < $E_T$ [GeV] < 30			30 < $E_T$ [GeV] < 40			40 < $E_T$ [GeV] < 50			$E_T$ [GeV] > 50		
			$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]
0.00 < $\eta$ < 0.80	v8	Reference	97.78	92.60	12.43	98.68	94.79	9.03	99.18	95.94	7.24	99.57	96.17	7.18	99.63	99.41	20.26
		Cross Val.	97.78±0.00	97.60±0.08	2.58±0.15	98.68±0.00	98.51±0.06	1.66±0.13	99.18±0.00	99.12±0.04	0.94±0.08	99.57±0.01	99.39±0.03	0.80±0.06	99.63±0.00	99.57±0.03	0.49±0.07
		Reference	97.80	87.50	22.23	98.89	91.29	16.01	99.43	92.95	13.31	99.68	92.82	13.79	99.67	86.27	26.17
0.80 < $\eta$ < 1.37	v8	Cross Val.	97.80±0.01	96.72±0.10	4.36±0.21	98.89±0.00	97.86±0.06	3.17±0.12	99.43±0.00	98.68±0.05	2.08±0.11	99.68±0.00	99.03±0.07	1.62±0.14	99.67±0.00	99.24±0.05	1.19±0.10
		Reference	96.60	78.52	37.67	94.61	84.59	24.86	96.83	88.55	19.37	97.28	89.64	17.68	98.32	49.49	81.97
		Cross Val.	96.59±0.01	93.68±0.40	9.19±0.80	94.59±0.02	95.56±0.19	3.46±0.36	96.82±0.04	97.24±0.20	2.33±0.41	97.30±0.07	97.65±0.13	2.00±0.21	98.32±0.00	98.54±0.03	1.25±0.06
1.37 < $\eta$ < 1.54	v8	Reference	97.41	89.02	19.00	98.24	92.01	14.02	98.97	93.40	12.01	99.22	93.49	12.06	99.32	81.85	33.93
		Cross Val.	97.41±0.01	96.47±0.18	4.48±0.35	98.24±0.00	97.51±0.18	3.21±0.36	98.98±0.01	98.33±0.11	2.31±0.23	99.21±0.01	98.69±0.09	1.83±0.19	99.32±0.00	98.83±0.07	1.66±0.14
		Reference	93.51	71.19	48.06	95.74	74.48	44.10	96.70	77.12	40.24	97.13	77.32	40.22	96.02	52.49	77.49
2.37 < $\eta$ < 2.50	v8	Cross Val.	93.52±0.11	94.41±0.21	4.70±0.41	95.76±0.05	96.06±0.16	3.63±0.31	96.71±0.20	97.22±0.14	2.27±0.29	97.12±0.25	97.82±0.19	1.48±0.22	96.01±0.04	97.60±0.07	0.80±0.12

Tabela C.9: Valores de eficiência ( $P_D$ ,  $SP$ ,  $F_A$ ) obtidos a partir da validação cruzada, em cada região do espaço de fase, para o ponto de operação menos restritivo (*loose*), para a versão v8. Todas as redes foram ajustadas para produzirem o mesmo  $P_D$  (coluna verde) do critério menos restritivo (*loose*) da referência (T2Calo) em seu respectivo espaço de fase. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

Det. Region	Method	kinematic region Type	15 < $E_T$ [GeV] < 20			20 < $E_T$ [GeV] < 30			30 < $E_T$ [GeV] < 40			40 < $E_T$ [GeV] < 50			$E_T$ [GeV] > 50		
			$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$F_A$ [%]
0.00 < $\eta$ < 0.80	v8	Reference	98.86	90.52	17.45	99.50	83.61	30.88	99.83	81.87	34.30	99.94	82.45	33.36	99.98	38.56	92.36
		Cross Val.	98.86±0.00	97.54±0.11	3.77±0.23	99.50±0.00	98.39±0.06	2.72±0.13	99.83±0.00	98.91±0.05	2.01±0.10	99.94±0.00	98.95±0.07	2.04±0.15	99.98±0.00	99.24±0.15	1.48±0.31
		Reference	98.80	84.09	29.43	99.63	74.51	46.93	99.91	70.93	53.03	99.97	70.79	53.29	99.93	36.74	93.56
0.80 < $\eta$ < 1.37	v8	Cross Val.	98.80±0.00	96.48±0.12	5.81±0.24	99.63±0.00	97.29±0.10	5.01±0.20	99.91±0.00	97.85±0.12	4.18±0.23	99.97±0.00	97.77±0.14	4.41±0.28	99.93±0.00	98.97±0.10	1.98±0.19
		Reference	98.23	69.22	54.65	96.78	79.75	35.63	97.98	84.42	28.13	97.89	85.60	25.86	98.63	42.93	88.62
		Cross Val.	98.23±0.01	91.83±0.92	14.34±1.78	96.79±0.02	96.02±0.22	4.75±0.42	97.97±0.02	97.45±0.23	3.07±0.45	97.90±0.07	97.81±0.11	2.28±0.24	98.63±0.00	98.59±0.04	1.46±0.07
1.37 < $\eta$ < 1.54	v8	Reference	98.26	83.46	30.14	99.58	81.02	35.62	99.92	80.42	36.96	99.97	80.55	36.77	99.98	41.60	90.08
		Cross Val.	98.26±0.00	96.50±0.23	5.25±0.45	99.58±0.00	97.17±0.26	5.20±0.51	99.92±0.00	97.47±0.17	4.95±0.34	99.97±0.00	97.64±0.22	4.66±0.43	99.98±0.00	97.12±0.49	5.69±0.97
		Reference	93.95	59.24	67.31	95.79	69.32	52.82	96.72	73.78	46.03	97.13	73.80	46.31	96.02	50.46	79.95
1.54 < $\eta$ < 2.37	v8	Cross Val.	94.01±0.10	94.55±0.19	4.91±0.40	95.79±0.05	96.07±0.16	3.64±0.31	96.72±0.20	97.22±0.14	2.27±0.30	97.19±0.25	97.82±0.19	1.48±0.22	96.01±0.04	97.60±0.07	0.80±0.12

2.37 <  $\eta$  < 2.50

As Tabelas C.4 e C.5 demonstram, em valores acumulados (todos os espaços de fase), os ganhos em rejeição para os dois extremos de operação. Após a fase de ajuste e a escolha dos modelos de operação para cada espaço de fase (Conforme descrito em 5.2.1.4), os limiares de corte de cada modelo foram ajustados novamente em dados reais de 2017 (Conforme descrito em 5.2.1.6) e submetidos instalados no sistema de filtragem *online* para o início da operação em 2018.

Tabela C.10: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério de maior pureza (*tight*) da referência (T2Calo), para a versão v8. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de colisão de 2017 selecionados conforme em 5.2.2.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.06	25.62
v8 (Cross Val.)	99.06±0.00	1.33±0.03

Tabela C.11: Eficiência integrada de todas regiões do *ensemble* para as redes ajustadas (em  $P_D$ ) no critério menos restritivo (*vloose*) da referência (T2Calo), para a versão v8. As eficiências de sinal ( $P_D$ ) e ruído ( $F_A$ ) foram medidas em dados de simulação de 2015 selecionados conforme em 5.2.1.1.

	$P_D$ [%]	$F_A$ [%]
Ref.	99.67	78.68
v8 (Cross Val.)	99.67±0.00	2.74±0.12

## C.2.2 Comparação

Foi realizada uma comparação entre os dois últimos anos da *Run 2* com o objetivo de observar as diferenças causadas pela troca do método de treinamento, em especial para o uso de dados de colisão. A comparação foi realizada com amostras de sinal dados de colisão de 2017 (após TS1) e 2018 utilizando o método T&P e seleção *offline* equivalente à cadeia analisada. Em contrapartida, as amostras de ruído, dentro do mesmo período, utilizadas para avaliar o falso alarme do sistema, foram selecionadas através do método inverso T&P. Adicionalmente exigiu-se que os candidatos fossem, também, reprovados pelo critério menos restritivo do *offline* (*lhvloose*).

A Figura C.7 apresenta as curvas de eficiência de sinal na saída do HLT para a assinatura e28\_lhtight\_nod0\_ivarloose. É possível observar que as eficiências de sinal nas amostras de 2018 são maiores que as do ano anterior. Em 2018, o algoritmo de máxima verossimilhança (LH) empregado na seleção de elétron na última etapa do HLT foi reajustado em dados reais (assim como o ringer). Além dessa mudança, o limite superior do ajuste linear da reta utilizada na correção de

empilhamento (Veja 4.1.1.4) foi alterada para  $\langle\mu\rangle = 100$ . Essa exigência se deu devido a queda não linear de eficiência em função do empilhamento observada no final de 2017 (c) a partir de  $\langle\mu\rangle > 50$ . Em 2018, esse efeito foi mitigado uma vez que o limite superior do ajuste foi deslocado<sup>4</sup> (40→100) para um patamar acima do ano anterior. Como a eficiência no final do HLT é governada majoritariamente pelo algoritmo de verossimilhança (nesse caso *lhtight*), é esperado que alterações no método ou melhorias sejam facilmente observadas nas curvas de eficiência das assinaturas de elétrons.

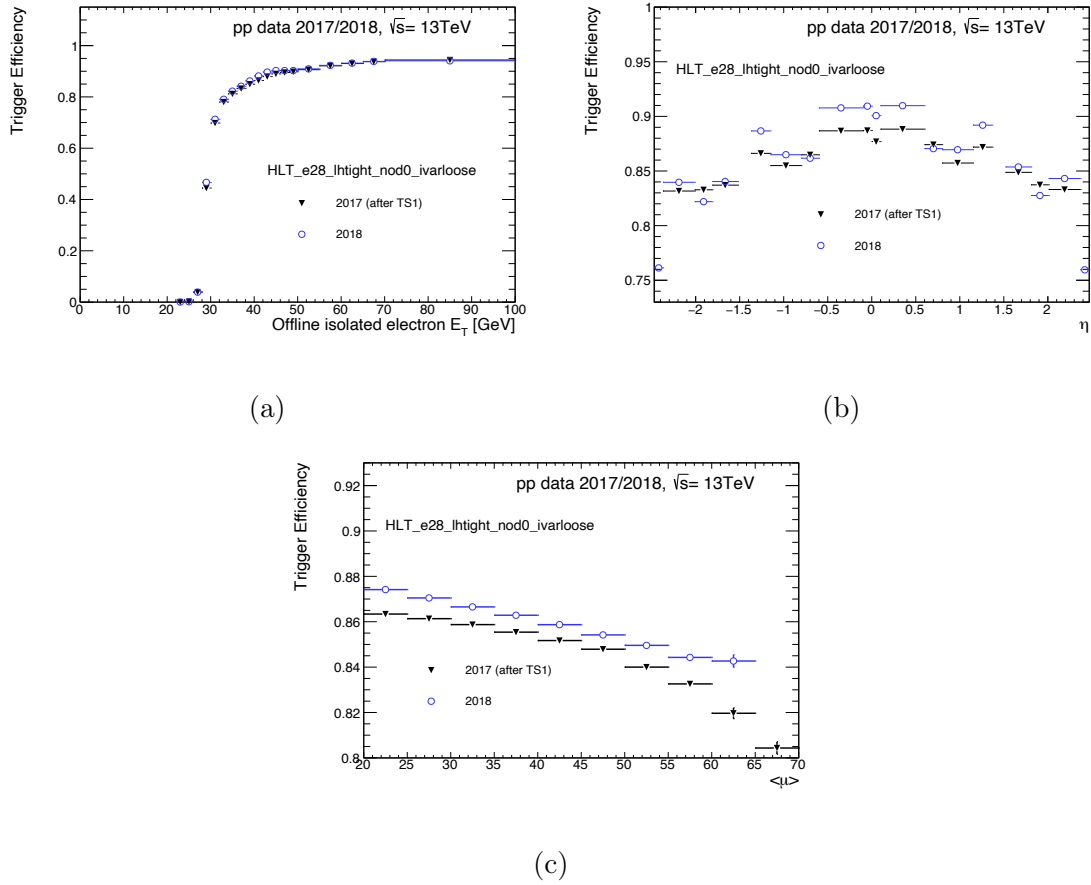


Figura C.7: Eficiência das cadeias de elétrons na saída do HLT medidas em dados de 2017, obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho) e 2018 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (c). A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. o elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* mais restrita (*lhtight*). Os triângulos em preto representam o acionar de elétrons operando com um conjunto de redes neurais em dados de 2017 (após TS1) enquanto os círculos em azul em dados de 2018.

Por fim, a Tabela C.12 apresenta os valores percentuais em eficiência em sinal (HLT) e falso alarme (HLT e FastCalo) para três diferentes períodos de tomada

<sup>4</sup>O limite superior da reta de ajuste do *NeuralRinger* também foi ajustado para o mesmo valor.



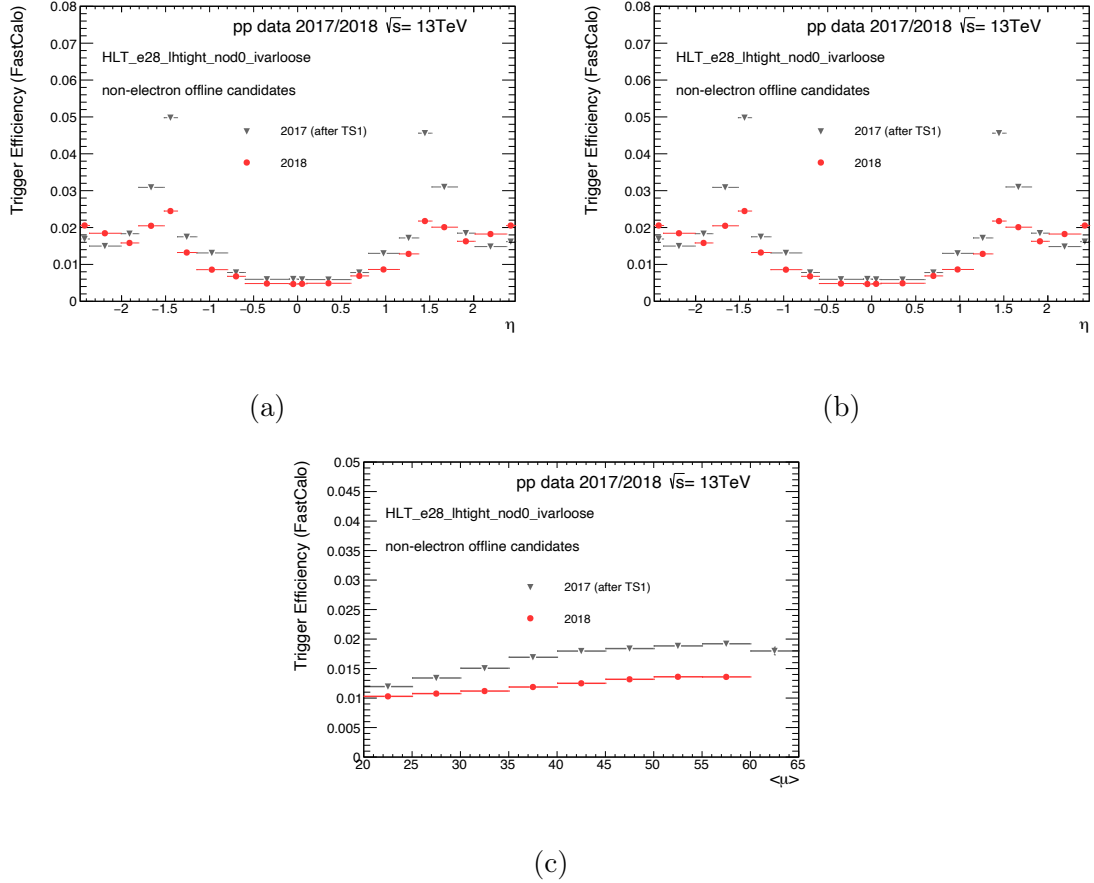


Figura C.8: Curvas de rejeição de falsos candidatos na saída do FastCalo medidas em dados de colisão de 2017, obtidos a partir da segunda metade do ano de 2017 (após o dia 10 de julho), e 2018 em função da energia transversa (a), posição em  $\eta$  (b) e o estimador de empilhamento  $\langle\mu\rangle$  (c). A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). Os triângulos em cinza representam o acionar de elétrons operando com um conjunto de redes neurais em dados de 2017 (após TS1) enquanto os círculos em vermelho em dados de 2018.

de dados durante os dois últimos anos da *Run 2* (2017-2018). Para cada uma das assinaturas primárias apresentadas, mediu-se os respectivos valores de sinal ( $Z \rightarrow ee$ ) e falso alarme (ruído) nos seguintes períodos: dados de 2017 antes da TS1 onde as assinaturas ainda operavam com a estratégia de corte (T2Calo) na etapa rápida; dados de 2017 após a TS1 utilizando o *NeuralRinger* treinado em dados de simulação de Monte Carlo (v6) e dados de 2018 operando com o novo *NeuralRinger* treinado em dados de colisão de 2017 (v8). Observa-se na coluna de eficiência do HLT que, para os três períodos, em cada assinatura, os valores de eficiência exigidos são próximos. Em relação ao falso alarme obtido nas amostras de ruído na etapa rápida é possível observar uma queda abrupta no ano de 2017 entre as duas porções

Tabela C.12: Valor percentual em eficiência de sinal (HLT) e falso alarme (HLT e FastCalo) para três diferentes períodos de tempo durante os dois últimos anos da *Run-2* para cada uma das assinaturas primárias utilizadas. A eficiência foi medida em elétrons (pósitrons) *probes* do decaimento de  $Z$  usando o método T&P baseado em dados. o elétron reconstruído *offline* deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $|\eta| < 2,47$ ) e passar na seleção *offline* específica da assinatura analisada. A rejeição foi medida em falsos candidatos a elétrons usando a lógica inversa do método T&P (o candidato a elétrons não pode participar de nenhum par de elétrons do bóson  $Z$ ). Exigiu-se, ainda, que os candidatos fossem rejeitados pelo critério menos exigente do *offline* de elétrons (*lhvloose*). O período imediatamente antes da TS1, em dados de 2017, é marcado pelo uso da antiga estratégia (T2Calo) na etapa rápida de elétrons. A segunda porção de tempo do ano de 2017 é marcada pela substituição da antiga estratégia pelo *NeuralRinger* treinado em dados de simulação (v6). Por fim, o ano de 2018 é marcado pelo uso do *NeuralRinger* treinado em dados reais do ano anterior (v8).

Assinatura	Período	Ruído		$Z \rightarrow ee$
		FastCalo [%]	HLT [%]	HLT [%]
e17_lhvloose_nod0_L1EM15VHI	2017 (antes da TS1)	25,41	0,29	91,79
	2017 (depois da TS1)	1,93	0,14	91,36
	2018	1,62	0,35	91,66
e26_lhtight_nod0_ivarloose	2017 (antes da TS1)	20,76	0,01	86,20
	2017 (depois da TS1)	1,53	0,00	85,75
	2018	1,13	0,03	86,90
e28_lhtight_nod0_ivarloose	2017 (antes da TS1)	21,40	0,01	85,62
	2017 (depois da TS1)	1,56	0,00	85,23
	2018	1,15	0,03	86,35
e60_lhmedium_nod0	2017 (antes da TS1)	33,83	0,01	92,80
	2017 (depois da TS1)	2,43	0,01	92,86
	2018	1,75	0,05	92,48
e140_lhvloose_nod0	2017 (antes da TS1)	95,98	0,14	95,51
	2017 (depois da TS1)	4,04	0,09	94,87
	2018	2,39	0,34	94,81

de tempo delimitadas pela TS1 (troca para o *NeuralRinger* após TS1).

Para o período que contempla os dados de 2018 é possível concluir que o treinamento em dados de colisão traz vantagens ao processo de coleta de novos dados. Ou seja, como as simulações de Monte Carlo possuem diferenças em relação aos dados é esperado que a operação de um modelo treinado em simulação apresente um comportamento diferente, mesmo que mínimo, quando aplicado em dados. Como o novo *ensemble* de redes neurais foi ajustado em dados de colisão desde sua concepção e operado em dados, é esperado que o mesmo apresente um melhor comportamento em relação ao primeiro caso. Por exemplo, para a assinatura e26\_lhtight\_nod0\_ivarloose, houve uma melhora em rejeição de  $1,35\times$  em relação ao método anterior (v6). para assinaturas de mais alta energia como e60\_lhmedium\_nod0, essa redução foi ainda maior ( $\sim 1,7\times$ ).

### C.3 Impacto Nas Variáveis do *Offline*

Esta seção se dedica a avaliações mais detalhadas do comportamento do *NeuralRinger* em relação à estratégia anterior da cadeia de elétrons. Usando a seleção  $Z \rightarrow ee$  (T&P), investigou-se a concordância entre as duas cadeias e os possíveis vieses causados pela introdução do *NeuralRinger* usando as variáveis empregadas pelo algoritmo de verossimilhança (Veja em 4.1.1.2). Uma vez que a seleção dos elétrons *offline* e o final do HLT são baseadas em tais variáveis, limitar a avaliação a elas é suficiente para entender qualquer possível impacto do algoritmo *NeuralRinger* na maioria das análises. Além disso, essas variáveis são interessantes por compactarem o espaço de entrada em um conjunto de poucas variáveis com baixa correlação (ou seja, quando comparadas às somas dos anéis) e alto poder de interpretabilidade. Deve-se ter em mente que o algoritmo *NeuralRinger* teve acesso apenas à descrição do anel durante a operação *Run 2*. Conforme indicado na Tabela C.13, realizou-se duas análises avaliando as cadeias com e sem *NeuralRinger* quando aplicado ao *tag* (Análise de concordância) e ao *probe* (Análise de quadrante).

Tabela C.13: Seleção adaptada do critério de seleção  $Z \rightarrow ee$  T&P aplicado na análise de concordância e quadrante.

Elétron <i>offline</i>	Concordância	Quadrante (Seção C.3.1)
<i>tag</i>	Aplicação da decisão de uma cadeia com ou sem <i>ringer</i>	cadeias primárias ( <i>ringer</i> ) sem aplicação de pré-escala.
<i>probe</i>	<i>lvloose</i>	Aplicação da decisão de uma cadeia com ou sem <i>ringer</i> e seleção <i>offline</i> equivalente

A análise do quadrante permite avaliar diretamente possíveis vieses causados pela introdução do *NeuralRinger* comparando os perfis para todas as decisões disjuntas possíveis de dois classificadores binários. Assim, é possível que os classificadores concordem aceitando ou rejeitando o evento ou discordem em dois casos possíveis em que um decide aceitar o evento enquanto o outro o rejeita. Embora seja razoável esperar que o desenvolvimento do chuveiro dos objetos *tag* e do *probe* sejam independentes um do outro, e que o *NeuralRinger* quando aplicado à seleção do *tag* não possa, em princípio, alterar o perfil dos *probes*, além de alterar o número de pares T&P, tal avaliação do efeito sistemático realizada pela análise de concordância é interessante por permitir avaliar qualquer possível viés causado pela introdução do *NeuralRinger* na extração das *pdfs*<sup>5</sup> de verossimilhança empregadas pelo *offline* e pela seleção final do HLT. Contudo, este apêndice apresentará os resultados apenas

<sup>5</sup>Função de densidade de probabilidade, do inglês *Probability Density Function*.

para o primeiro método (análise de quadrante). Os resultados referentes ao segundo método de análise estão descritos em [69]<sup>6</sup>

### C.3.1 Análise de Quadrante

Nesta análise, considera-se apenas as cadeias primárias duplicadas `e28_lhtight_nod0_(noring)_ivarloose` e a seleção *offline* equivalente<sup>7</sup>. Resultados na seção C.3.1.1 mostram a seleção das amostras usando o requisito *tight* para as cadeias duplicadas durante 2017. Todos os histogramas foram preenchidos utilizando os candidatos *probes* selecionados conforme o método T&P e os critérios da análise de quadrante descritos na Tabela C.13.

#### C.3.1.1 Resultados

Inicia-se a análise do quadrante com a variável  $R_\eta$  por ser uma das variáveis mais discriminantes de elétrons-jatos empregadas no algoritmo de verossimilhança (LH). Como mostrado na Figura C.9, a discordância (obtida pela soma dos casos aceitos apenas por uma única cadeia entre ambas as cadeias) é pequena e limitada para a maioria dos casos ao nível de 1% para a cobertura de todas as variáveis de calorimetria. Esse comportamento também é observado para todos os espaços de fase em  $E_T$ . Deve-se notar que a integral dos casos de acionamento<sup>8</sup> único (vermelho-azul) está relacionada à limitação na precisão de definir exatamente o mesmo ponto de operação (PD) em ambas as cadeias. Em outras palavras, a diferença de altura dos perfis azul e vermelho na Figura C.9 se deve principalmente às pequenas diferenças de eficiência entre as duas cadeias. Assim, a comparação entre perfis é mais simples de ser realizada na região de  $0,6 < |\eta| < 0,8$  (Figura C.9b), que apresenta mesma altura.

A Figura C.10 apresenta os perfis para as variáveis de calorimetria restantes nesta região. Novamente, é possível observar que ambas as cadeias se comportam de forma muito semelhante, com discordância muito baixa e pequenos deslocamentos em alguns perfis. Este é o caso de  $R_\eta$ ,  $R_\phi$  e  $w_{stot}$  onde a cadeia *ringer* está coletando consistentemente mais de eventos na região do sinal. O comportamento da cadeia *ringer* mostra um efeito ainda menor no  $R_{had}$ ,  $f_1$  e  $f_3$ , onde são observadas caudas mais apertadas, resultando em menos elétrons com 10% a 30% de energia na EM2, 1% a 2% na EM3 e mais de 4 GeV de vazamento hadrônico. A variável  $E_{ratio}$  também mostra um leve viés ao coletar mais eventos na região do sinal com o

<sup>6</sup>Seções 7.2 (método) e 8.3 (resultados) da tese de doutorado de *Werner Spolidouro Freund*.

<sup>7</sup>ou seja, se uma cadeia *lhtight* está sendo avaliada, também aplica-se a seleção *offline lhtight* ao candidato.

<sup>8</sup>A cadeia é acionada quando o candidato é aprovado por todos os testes de hipóteses.

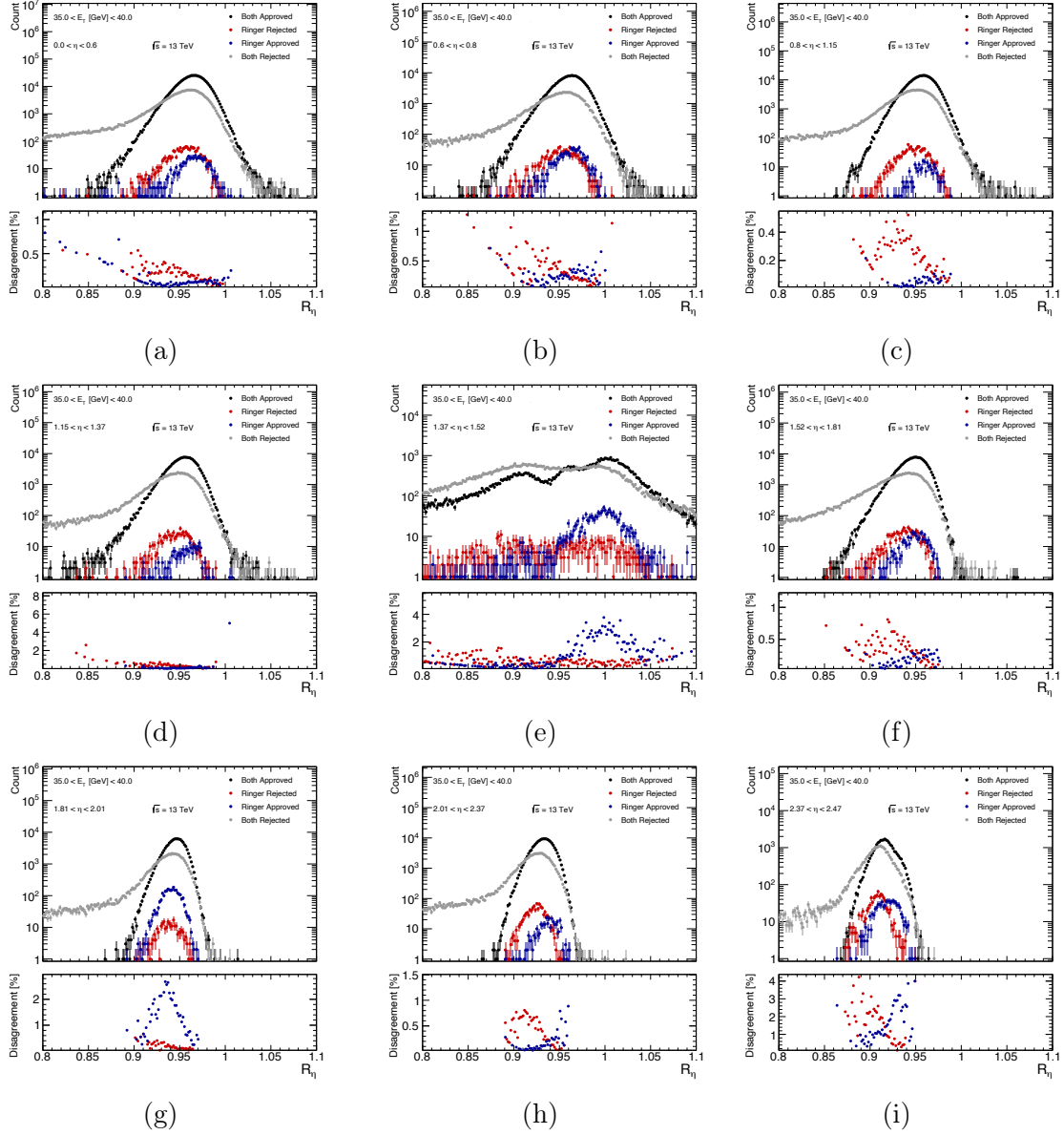


Figura C.9: Gráficos de quadrante para o  $R_\eta$  reconstruído (*offline*) usando regiões de  $|\eta|$  ((a)-(i)) empregadas em medições de eficiência dentro do espaço de fase  $35 < E_T$  [GeV]  $< 40$ . O gráfico superior em cada figura mostra o número bruto de observações para os quatro casos mutuamente exclusivos: ambos com e sem *NeuralRinger* acionado (preto); acionado apenas com *NeuralRinger* (azul); acionado apenas sem *NeuralRinger* (vermelho); nenhum dos dois foi acionado (cinza). Com o mesmo código de cores, o gráfico inferior contém a porcentagem de cada grupo em relação à soma deles.

ringer. Curiosamente, alguns poucos eventos são aceitos pela cadeia ringer quando  $0,5 < E_{ratio} < 0,7$ <sup>9</sup>.

Embora se mostre comportamento semelhante para as demais regiões, os efeitos podem apresentar alguma variação em sua intensidade de acordo com cada região

<sup>9</sup>Suspeita-se que seja devido a elétrons resultantes de chuviscos prematuros com baricentro próximo à borda nessas duas faixas.

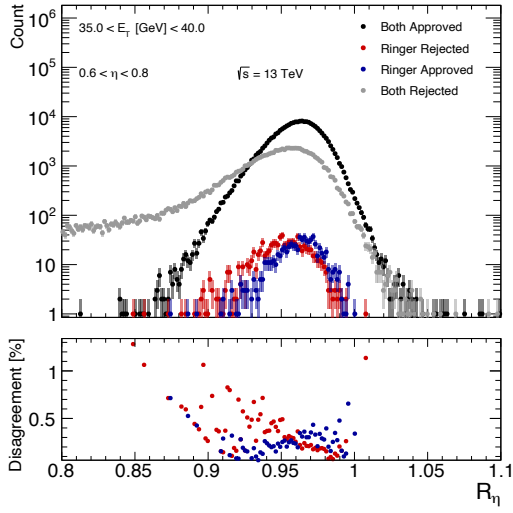
de  $|\eta|$ , ou seja, maiores ou menores deslocamentos para  $R_\eta$  conforme mostrado na Figura C.9. Particularmente,  $w_{\eta,2}$  e  $f_3$  apresentaram mudanças de comportamento dependendo da região de  $|\eta|$ , especialmente para as regiões de  $2,01 < |\eta| < 2,37$  e  $2,37 < |\eta| < 2,47$ . Os perfis  $w_{\eta,2}$ , mostrados na Figura C.11, parecem ser quase independentes da cadeia empregada ao considerar a região  $0,6 < |\eta| < 0,8$  (Figura C.10e), porém as regiões  $2,01 < |\eta| < 2,37$  e  $2,37 < |\eta| < 2,47$  apresentaram um deslocamento para as larguras de chuveiros menores e maiores, respectivamente. Um comportamento semelhante ocorre para  $f_3$ , conforme mostrado na Figura C.12 onde a cadeia ringer coleta elétrons com menor vazamento na EM3 para a região  $2,01 < |\eta| < 2,37$ , enquanto o oposto ocorre na região de  $2,37 < |\eta| < 2,47$ . Acredita-se que esse comportamento esteja associado ao uso de uma única rede neural, durante 2017, para cobrir toda a região da tampa ( $1,54 < |\eta| < 2,5$ ). Contudo isso não pôde ser confirmado porque a coleta de dados de 2018 não empregou mais a configuração de cadeias duplicadas. Como já mencionado, a região  $2,37 < |\eta| < 2,47$  é particularmente diferente das demais devido à ausência das células da EM1. Com isso, o desempenho do *NeuralRinger* sofreu deterioração nessa região e, para manter a mesma eficiência de sinal ( $P_D$ ), o ponto de operação precisou ser relaxado, permitindo que a cadeia coletasse mais elétrons.

Figura C.13 mostra uma corcova na variável  $R_{had}$  na região do *crack*. Isso ocorre porque as células do ITC<sup>10</sup> são empregadas na computação  $R_{had}$  para todas as estruturas de reconstrução (ou seja, FastCalo, HLT e *offline*), apesar das contribuições de energia de chuveiros eletromagnéticos poderem ser capturadas por elas. Particularmente, o algoritmo baseado em corte emprega uma seleção  $R_{had,1} < 2.3\%$  nesta região<sup>11,12</sup>, que está próximo o ponto inicial do segundo pico para os elétrons aceitos apenas pela seleção *NeuralRinger*, o que aponta que a rede neural foi capaz de manter uma fração desses chuveiros de elétrons distribuindo energia nas células. Como esperado, as cadeias não apresentaram um comportamento dependente com variáveis do ID (Figura C.14), pois a única distinção entre elas é o modelo de identificação de elétrons operando no FastCalo.

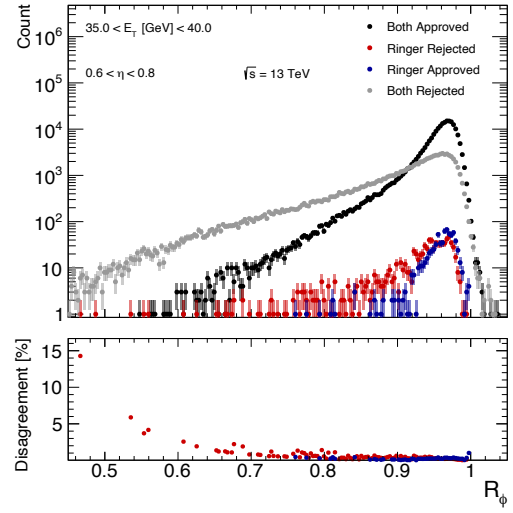
<sup>10</sup>Calorímetro Intermediário de Telhas.

<sup>11</sup>Este limite tem um valor menor para a região da fissura do que nas demais. Apesar de resultar em uma perda de eficiência do sinal, a taxa de falsos candidatos ainda é alta nesta região

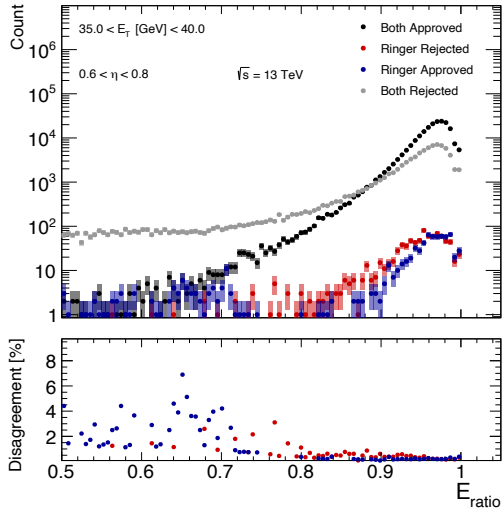
<sup>12</sup>Deve-se notar que a seleção baseada em corte sempre emprega  $R_{had,1}$  reconstruído pelo FastCalo, enquanto o  $R_{had}$  mostrado nos gráficos é igual ao  $R_{had,1}$  reconstruído pelo *offline* somente se o elétron estiver dentro de  $0,8 < |\eta| < 1,37$ . Além das diferenças nos algoritmos de reconstrução, o  $R_{had}$  normalmente terá um valor de vazamento hadrônico maior que  $R_{had,1}$ , o que explica a cauda direita com vazamentos maiores que o corte no FastCalo ( $R_{had} > 2.3\%$ ) que é visto para o perfil (preto) onde tanto *NeuralRinger* quanto o algoritmo baseado em corte selecionam os elétrons na Figura C.13.



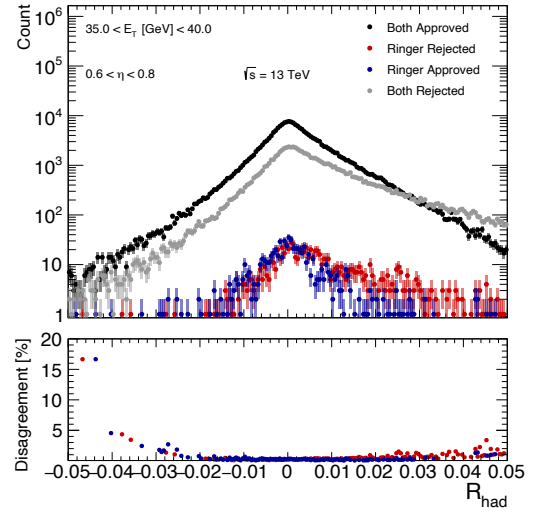
(a)



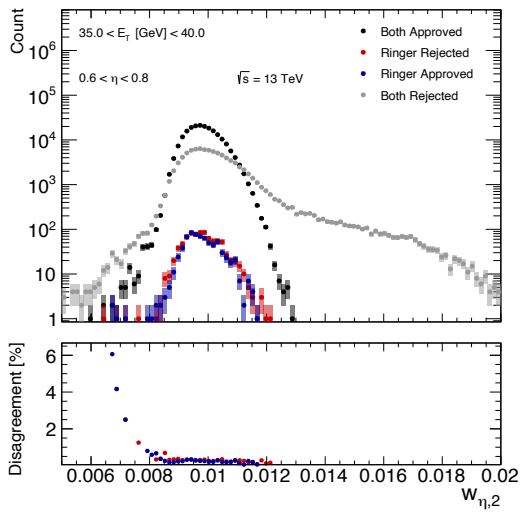
(b)



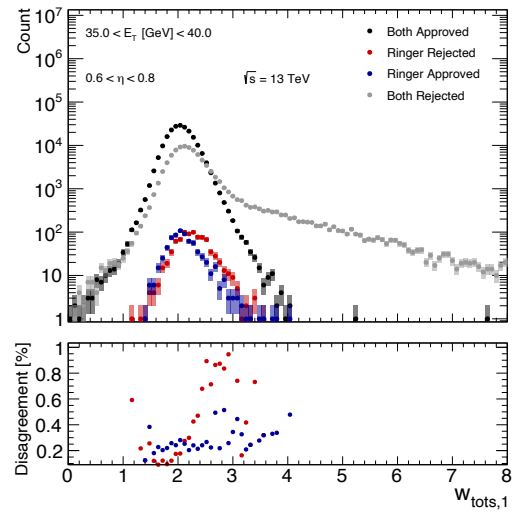
(c)



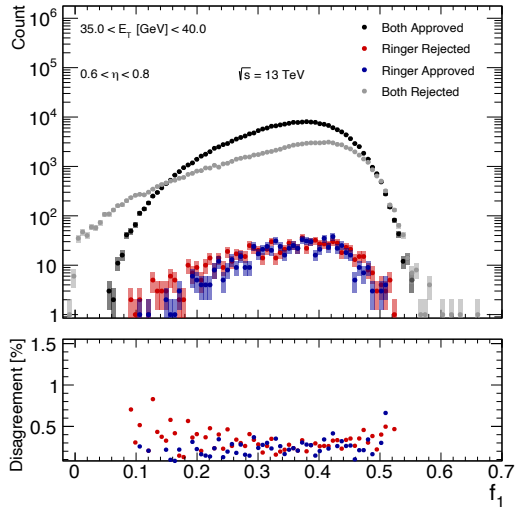
(d)



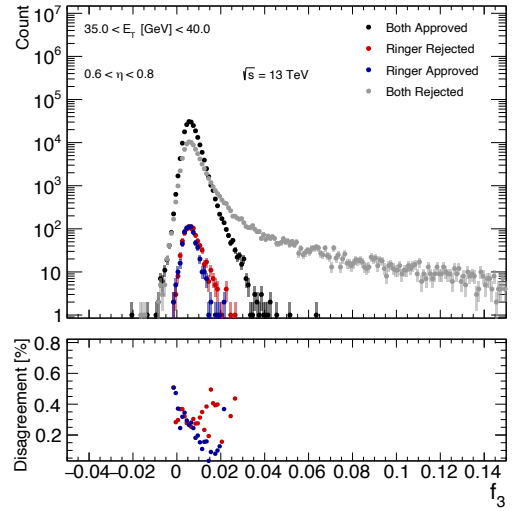
(e)



(f)

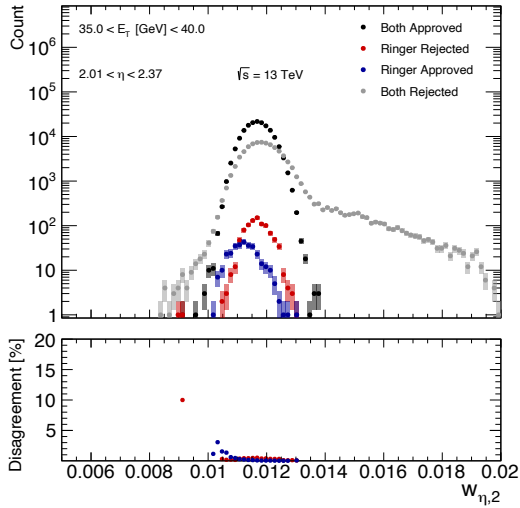


(g)

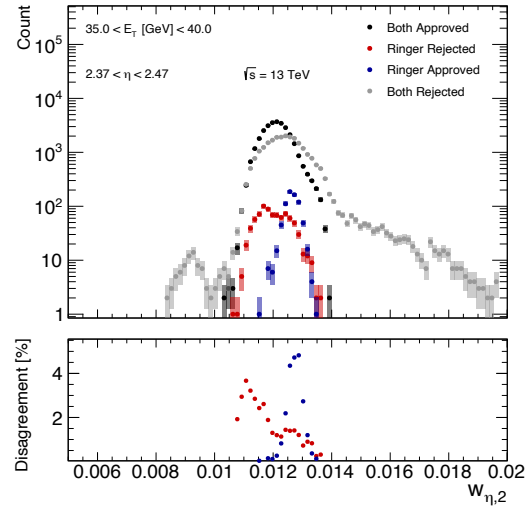


(h)

Figura C.10: Gráfico de quadrante para as variáveis do calorimetrias reconstruídas pelo *offline* utilizadas pelo algoritmo de verossimilhança na região de  $0.6 < |\eta| < 0.8$  e  $30 < E_T [\text{GeV}] < 35$ .



(a)



(b)

Figura C.11: Gráfico de quadrante com o comportamento de perfil específico para a variável  $W_{\eta,2}$  reconstruída pelo *offline* nas regiões  $2,01 < |\eta| < 2,37$  (a) e  $2,37 < |\eta| < 2,47$  (b) em  $35 < E_T [\text{GeV}] < 40$ .



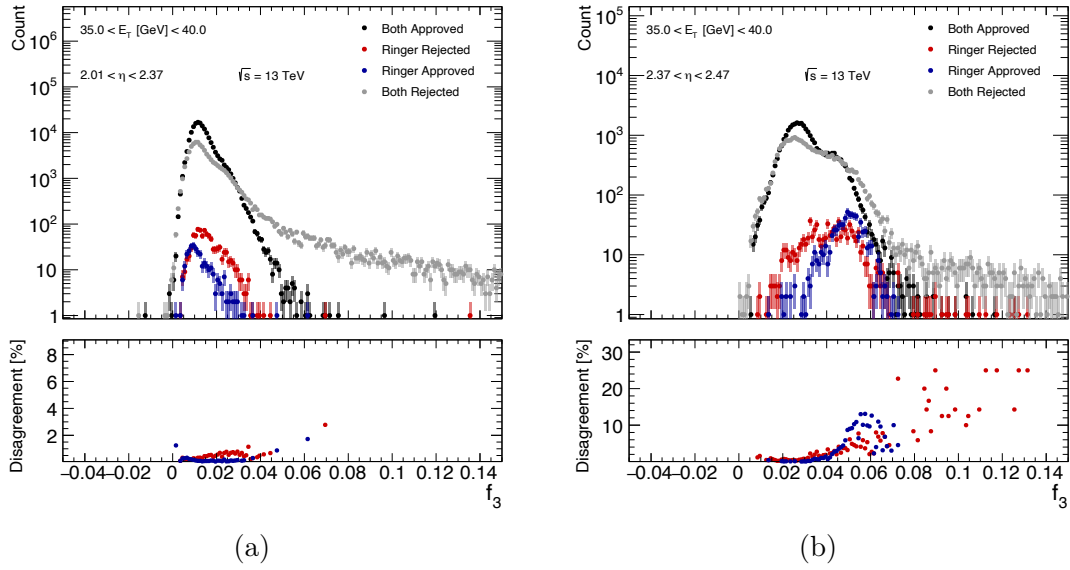


Figura C.12: Gráfico de quadrante com o comportamento de perfil específico para a variável  $f_3$  reconstruída pelo *offline* nas regiões  $2,01 < |\eta| < 2,37$  (a) e  $2,37 < |\eta| < 2,47$  (b) em  $35 < E_T[\text{GeV}] < 40$ .

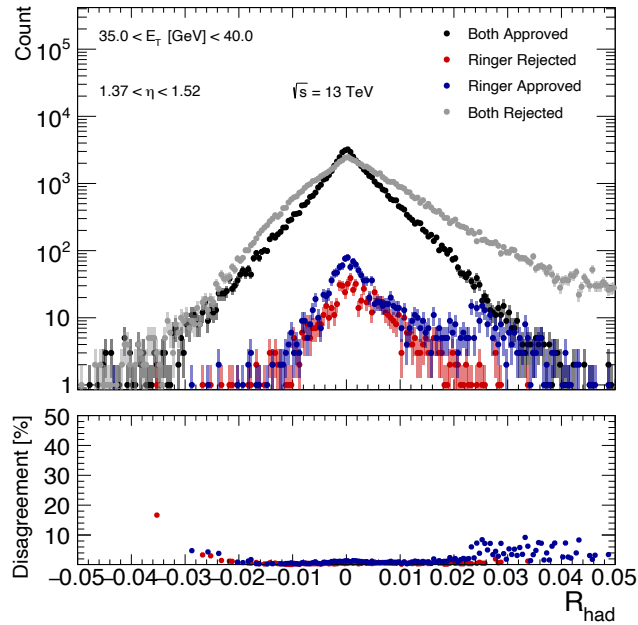


Figura C.13: Gráfico de quadrante com o comportamento de perfil específico para a variável  $R_{had}$  reconstruída pelo *offline* na região do *crack* ( $1,37 < |\eta| < 1,52$ ).

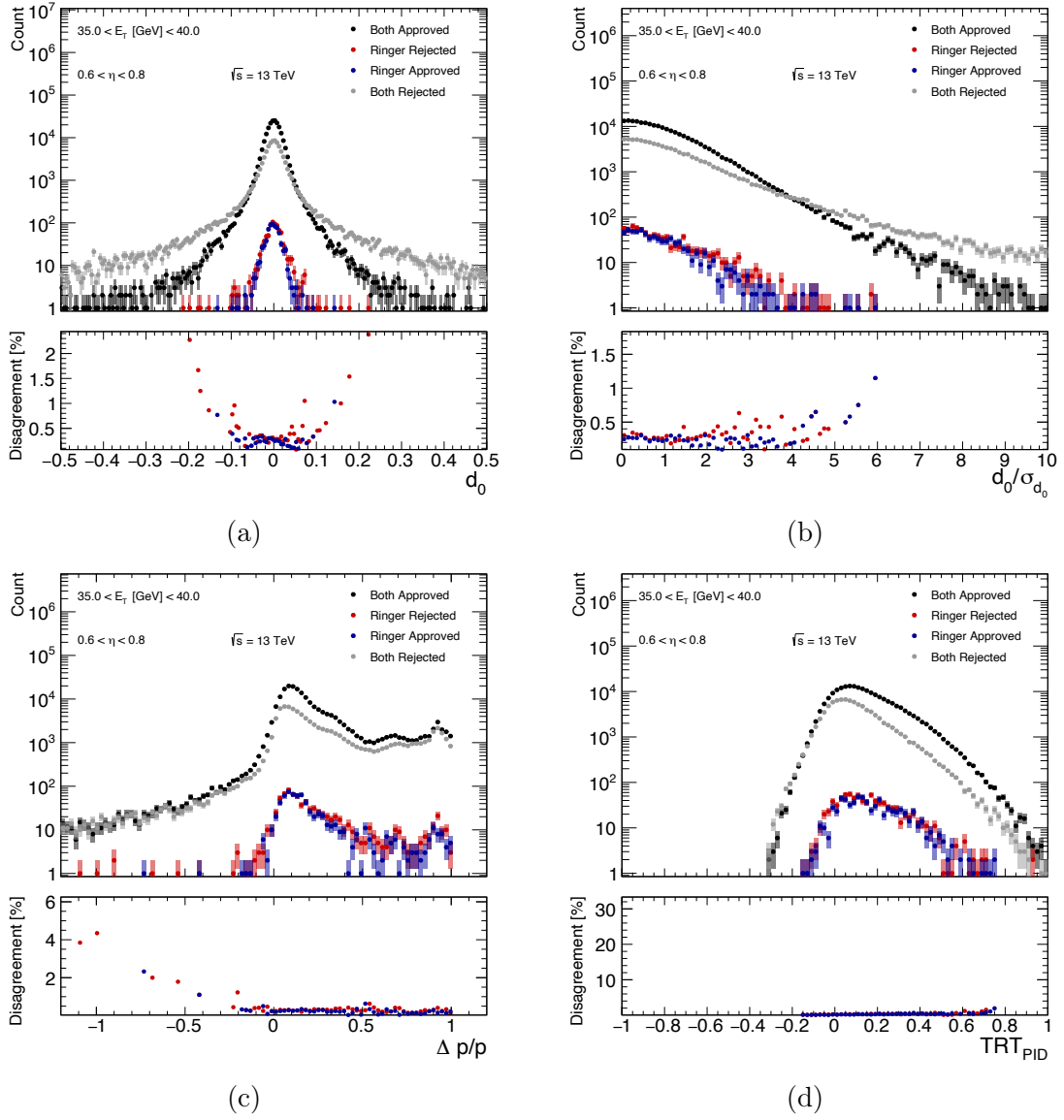


Figura C.14: Gráfico de quadrante das variáveis do ID reconstruídas pelo *offline* utilizadas pelo algoritmo de verossimilhança para a região de  $0.6 < |\eta| < 0.8$  e  $30 < E_T$  [GeV] < 35.

# Apêndice D

## Informações Sobre o Ajuste dos Modelos

### D.1 Ferramentas Utilizadas

Devido a grande massa de dados, mesmo para treinamentos com MLP com uma única camada escondida e com algoritmo de convergência de primeira ordem, decorre a necessidade de forte poder computacional. Para isso, foi criada uma infraestrutura de treinamento e processamento distribuído integrada com duas grandes fontes de poder computacional: A LCG do CERN e o *cluster* SLURM<sup>1</sup> de computadores do Laboratório de Processamento de Sinais (LPS) da UFRJ. Durante o desenvolvimento deste trabalho, a infraestrutura de treinamento sofreu alterações significativas em seu núcleo de processamento e abordagem de distribuição de carga de trabalho. Assim, podemos citar dois núcleos:

- *FastNet*: Infraestrutura implementada em C++ para treinamento de rede neural desenvolvido por [18, 144] e que permite, assim, alta velocidade. Possibilitou o treinamento via RPROP ou gradiente descendente com critério de parada por SP. Inicialmente, este núcleo utilizava o MATLAB<sup>2</sup> para realizar suas chamadas e configurações. No entanto, esta camada de *software* foi removida e o código adaptado [145] para permitir o seu uso através da linguagem *open source* de uso geral *Python*. Ainda, foram criadas ferramentas auxiliares

---

<sup>1</sup>O *Slurm Workload Manager*, anteriormente conhecido como *Simple Linux Utility for Resource Management*, ou simplesmente SLURM, é um agendador de tarefas gratuito e de código aberto para Linux e kernels do tipo Unix, usado por muitos dos supercomputadores e *clusters* de computador do mundo.

<sup>2</sup>MATLAB (MATrix LABoratory) trata-se de um software não *open source* interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico. O MATLAB integra análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos em ambiente fácil de usar onde problemas e soluções são expressos somente como eles são escritos matematicamente, ao contrário da programação tradicional.

para permitir a integração desse código com a infraestrutura de computação paralela LCG do CERN. Outro critério adicionado foi a parada múltipla por  $P_D$ ,  $F_A$ , onde só se encerra o treinamento quando os três critérios atingiam um número máximo de falhas no conjunto de validação, retornando em um único treinamento três redes neurais conforme:

- $P_D$ : Época da rede com o menor  $F_A$  quando operando com o mesmo  $P_D$  de uma regeneração;
- $F_A$ : Idem rede  $P_D$ , porém com lógica invertida;
- $SP_{max}$ : Época em que o conjunto de validação obteve o ponto de  $SP_{max}$ . O índice calculado, quando maximizado, fornece um equilíbrio entre as taxas de detecção das duas classes dado sua componente de média geométrica enquanto maximiza as mesmas por via de sua componente de média aritmética.

É importante mencionar que este núcleo, por ser altamente otimizado, esta restrito apenas aos modelos do tipo MLP;

- *Tensorflow*: Com os avanços da computação no uso de *hardwares* gráficos (GPU) para treinamento de modelos mais complexos, a infraestrutura de treinamento foi, posteriormente, migrada para a biblioteca de código aberto *TensorFlow* [106] da *Google*. Ainda, devido as limitações de recursos de GPU na LCG do CERN, foi criado um sistema de orquestração de modelos [146]<sup>3</sup> integrado aos nós de computação do LPS, através do SLURM, para treinar os modelos em GPU. O sistema de orquestração implementa um gerenciamento de filas, nós de computação e treinamento de modelos (ou *jobs*).

Assim, diferente do primeiro, onde o núcleo rígido permitia apenas o uso de um único tipo de modelo neural, MLP, largamente utilizado durante o comissionamento do *NeuralRinger* nos últimos anos da *Run-2*, o *Tensorflow* permitiu a realização de diversos estudos utilizando modelos mais complexos como redes neurais convolucionais e outros tipos de otimizadores.

---

<sup>3</sup>Com grande inspiração na LCG do CERN, o *orchestra* é um serviço genérico criado pelo autor deste trabalho para permitir o gerenciamento de filas, nós de computação de CPU e GPU, treinamento de modelos e monitoramento de tarefas. Seu uso teve grande importância no treinamento dos diversos modelos estudados a partir de 2020.

## D.2 Topologias das Redes Neurais

A seguir será apresenta as topologias das redes neurais para cada uma das estratégias discutidas neste trabalho.

### D.2.1 Topologia v8

Topologia da rede neural utilizada para treinar o *ensemble* de redes (25 espaços de fase) alimentada pelos (100) anéis de energia normalizados<sup>4</sup>. O modelo é composto por uma rede multicamada totalmente conectada (MLP) contendo 100 entradas (anéis), uma camada escondida com 5 neurônios e um neurônio na camada de saída (Figura D.1). Todos os neurônios utilizam a função de ativação tangente hiperbólica. Ainda é incluído, em cada neurônio, um valor de *bias* que deve ser ajustado, junto com os pesos, durante o treinamento.

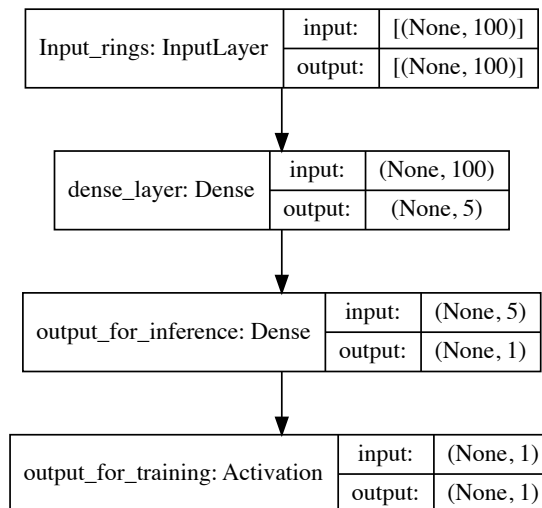


Figura D.1: Topologia da rede neural de fusão referente a estratégia v8.

---

<sup>4</sup>Cada anel é dividido pelo absoluto da soma dos (100) anéis formados pelo *cluster*.

## D.2.2 Topologia v9

Topologia da rede neural utilizada para treinar o *ensemble* de redes (25 espaços de fase) alimentada pelos (100) anéis de energia e as (6) grandezas físicas normalizadas<sup>5</sup>. O modelo é composto por uma rede de fusão formada pelas camadas escondidas (vermelho tracejado) das redes especialistas (Figuras D.2a e D.2b) treinadas separadamente. Para as redes especialistas, as camadas escondidas foram configuradas com 5 neurônios e 1 neurônio na camada de saída. Todos os neurônios utilizam a função de ativação linear retificada (ReLU). A exceção é o neurônio de saída que emprega uma função de ativação do tipo sigmoide. Após o treinamento das redes especialistas, as camadas de saída são removidas e as sinapses conectadas à camada escondida da rede de fusão (Figura D.3) também configurada com 5 neurônios (ReLU) e um neurônio na camada de saída (sigmoide). Durante o treinamento da rede de fusão, os pesos das camadas especialistas não são congelados para permitir um melhor ajuste dos pesos.

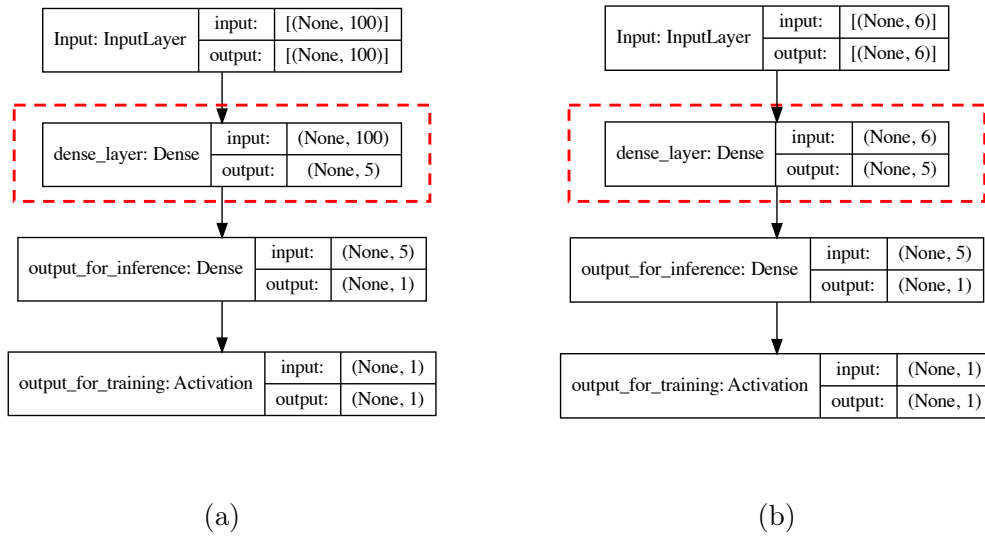


Figura D.2: Topologia das redes especialistas utilizadas para treinar a rede de fusão da estratégia v9. Os quadrados rachurados em vermelho indicam as camadas escondidas que serão conectadas a rede de fusão após o término do treinamento.

<sup>5</sup>Em (a) cada anel é dividido pelo absoluto da soma dos (100) anéis formados pelo *cluster*. Por outro lado, em (b) cada uma das variáveis de calorimetria ( $R_\eta$ ,  $E_{ratio}$ ,  $f_1$ ,  $f_3$ ,  $w_{\eta,2}$  e  $w_{stot}$ ) é dividida por 1, 1, 0,6, 0,04, 0,02 e 1 respectivamente.

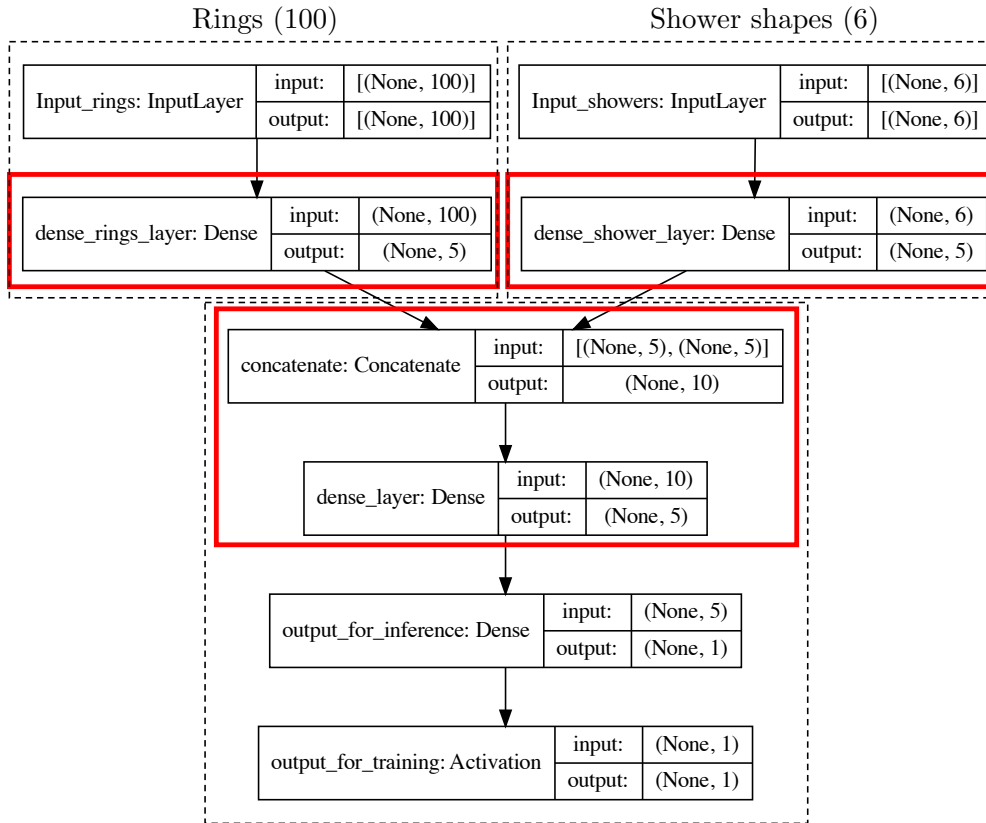


Figura D.3: Topologia da rede neural de fusão referente a estratégia v9. Os quadros em vermelho indicam as camadas que foram conectadas após o treinamento das redes especialistas.

### D.2.3 Topologia v10

Topologia da rede neural utilizada para treinar o *ensemble* de redes (25 espaços de fase) alimentada pelos (100) anéis de energia normalizados<sup>6</sup>. O modelo é composto por duas camadas de convolução unidimensional configurada para aplicar um *kernel* de dois<sup>7</sup> com 4 e 8 filtros respectivamente e função de ativação linear retificada (ReLU). As camadas seguintes são do tipo totalmente conectadas com 16 neurônios na camada escondida e 1 neurônio na camada de saída. Todos os neurônios utilizam a função de ativação ReLU. A exceção é o neurônio de saída que emprega uma função de ativação do tipo sigmoide durante o treinamento do modelo. Os parâmetros de configuração das camadas são considerados padrões<sup>8</sup> quando não especificados.

<sup>6</sup>Cada anel é dividido pelo absoluto da soma dos (100) anéis formados pelo *cluster*.

<sup>7</sup>Sabe-se que a concentração de energia, em especial, para elétrons, ocorre dentro de uma janela, centrada na célula mais quente, de tamanho 3×3 células. Em outras palavras, essa concentração de energia pode ser encontrada nos dois primeiros anéis de cada camada.

<sup>8</sup>Para as camadas de convolução: *stride* de 1 e *padding* válido.

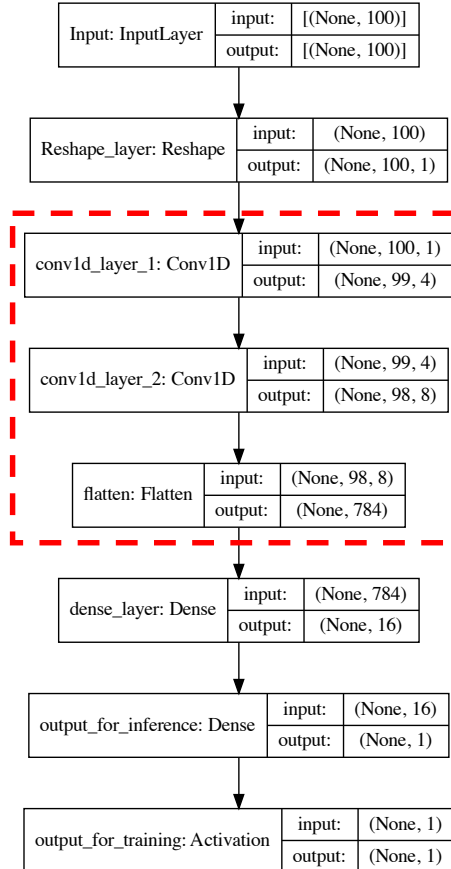


Figura D.4: Topologia da rede neural referente a estratégia v10. O quadrado rachurado em vermelho indica as camadas de convolução.

### D.2.4 Topologia v11

Topologia da rede neural utilizada para treinar o *ensemble* de redes neurais (25 espaços de fase) alimentada pelos (100) anéis de energia e as (6) grandezas físicas normalizadas<sup>9</sup>. O modelo é composto por uma rede de fusão formada pelas camadas de convolução da rede especialista treinada a partir dos (100) anéis de energia normalizados (Veja o quadrado rachurado em vermelho na Figuras D.4) e pela camada escondida da rede treinada a partir das (6) grandezas de calorimetria (Figura D.2b). Após o treinamento das redes especialistas, as camadas de saída são removidas e as sinapses conectadas à camada escondida da rede de fusão (Figura D.5) configurada com 16 neurônios e um neurônio na camada de saída (sigmoide). Todos os neurônios utilizam a função de ativação ReLU. A exceção é o neurônio de saída que emprega uma função de ativação do tipo sigmoide durante o treinamento do modelo. Durante o treinamento da rede de fusão, os pesos das camadas especialistas

<sup>9</sup>Em (a) cada anel é dividido pelo absoluto da soma dos (100) anéis formados pelo *cluster*. Por outro lado, em (b) cada uma das variáveis de calorimetria ( $R_\eta$ ,  $E_{ratio}$ ,  $f_1$ ,  $f_3$ ,  $w_{\eta,2}$  e  $w_{stot}$ ) é dividida por 1, 1, 0,6, 0,04, 0,02 e 1 respectivamente.



não são congelados para permitir um melhor ajuste dos pesos. Os parâmetros de configuração das camadas são considerados padrões<sup>10</sup> quando não especificados.

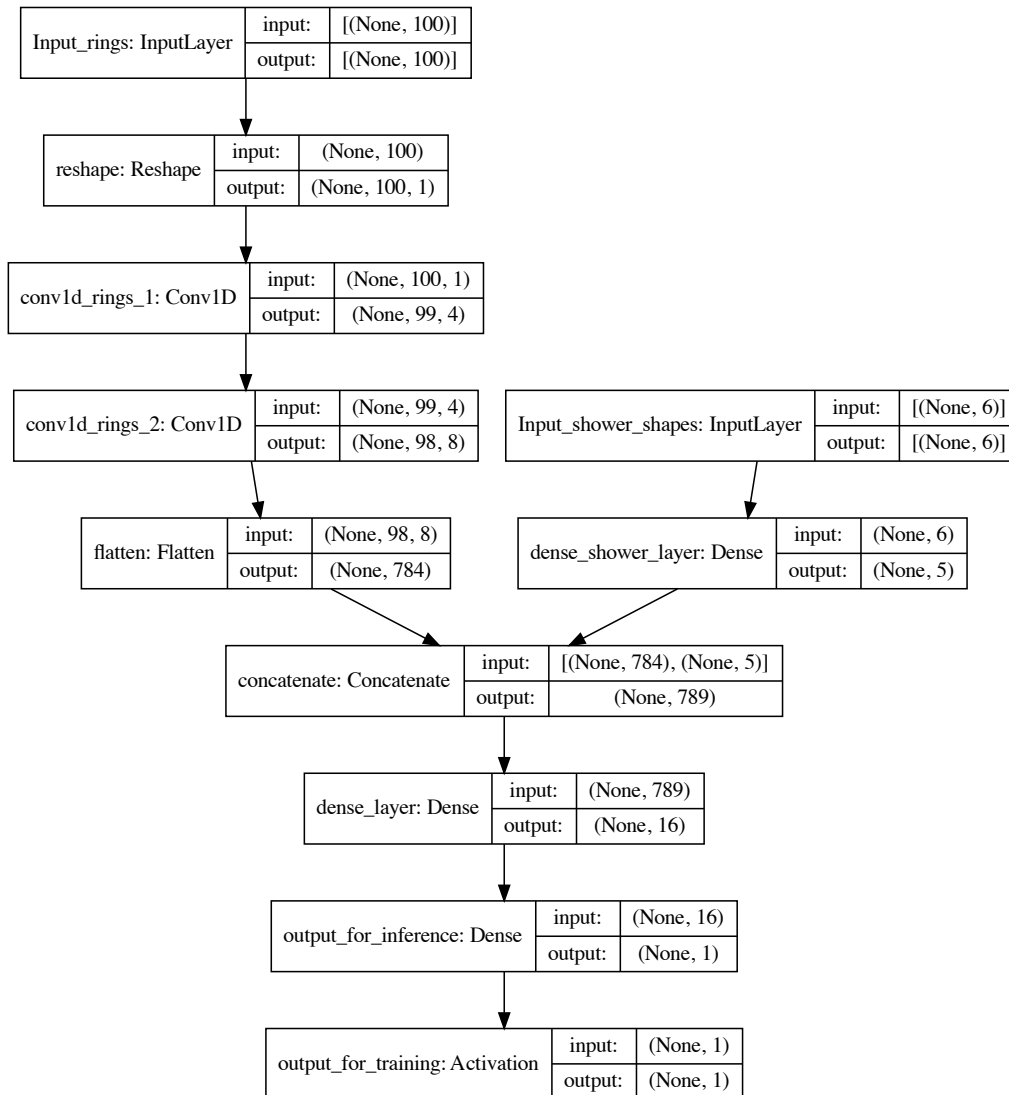


Figura D.5: Topologia da rede neural referente a estratégia v11.

<sup>10</sup>Para as camadas de convolução: *stride* de 1 e *padding* válido.

## D.2.5 Topologia v16

Topologia da rede neural utilizada para treinar o *ensemble* de redes (25 espaços de fase) alimentada pelos (100) anéis de energia normalizados<sup>11</sup>. Antes de alimentar a rede neural, os anéis são reorganizados em forma de espiral para formar uma imagem de tamanho 10×10. O modelo é composto por duas camadas de convolução bidimensional foi configurado para aplicar um *kernel* de tamanho 3×3 com 4 e 8 filtros respectivamente e função de ativação linear retificada (ReLU). As camadas seguintes são do tipo totalmente conectadas com 16 neurônios na camada escondida e 1 neurônio na camada de saída. Todos os neurônios utilizam a função de ativação ReLU. A exceção é o neurônio de saída que emprega uma função de ativação do tipo sigmoide durante o treinamento do modelo. Os parâmetros de configuração das camadas são considerados padrões<sup>12</sup> quando não especificados.

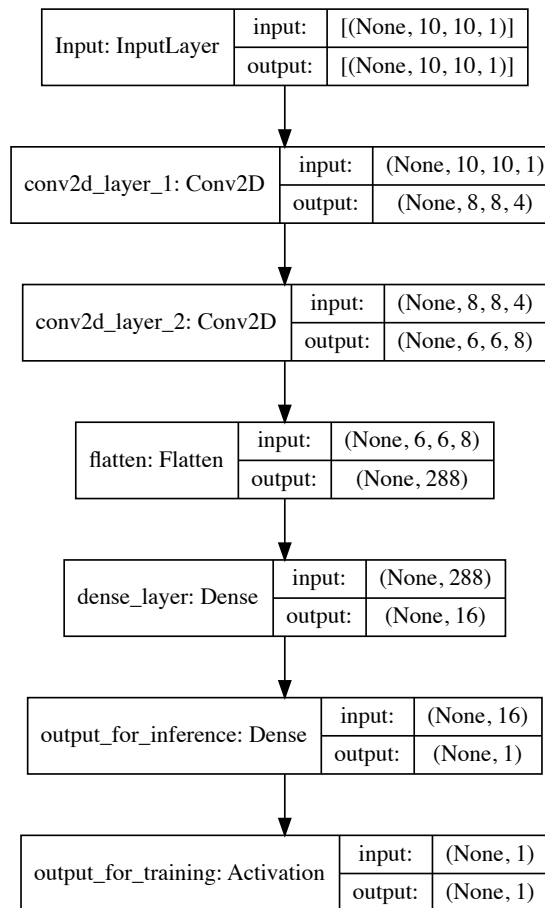


Figura D.6: Topologia da rede neural referente a estratégia v16.

<sup>11</sup>Cada anel é dividido pelo absoluto da soma dos (100) anéis formados pelo *cluster*. Esse processo de normalização é realizado antes do rearranjo dos índices para formar uma imagem bidimensional.

<sup>12</sup>Para as camadas de convolução: *stride* de 1 e *padding* válido.

## D.2.6 Topologia v2\_el

Topologia da rede neural utilizada para treinar o *ensemble* de redes (25 espaços de fase) alimentada pela metade da informação dos (50) anéis de energia normalizados<sup>13</sup> e pelas (3) variáveis calculadas pelo traço. O modelo é composto por uma rede de fusão formada pelas camadas escondidas das redes especialistas em anéis (v12) e traço treinadas separadamente. Para as redes especialistas, as camadas escondidas foram configuradas com 5 neurônios e 1 neurônio na camada de saída. Todos os neurônios utilizam a função de ativação linear retificada (ReLU). A exceção é o neurônio de saída que emprega uma função de ativação do tipo sigmoide. Após o treinamento das redes especialistas, as camadas de saída são removidas e as sinapses conectadas à camada escondida da rede de fusão (Figura D.7) também configurada com 5 neurônios (ReLU) e um neurônio na camada de saída (sigmoide). Durante o treinamento da rede de fusão, os pesos das camadas especialistas não são congelados para permitir um melhor ajuste dos pesos.

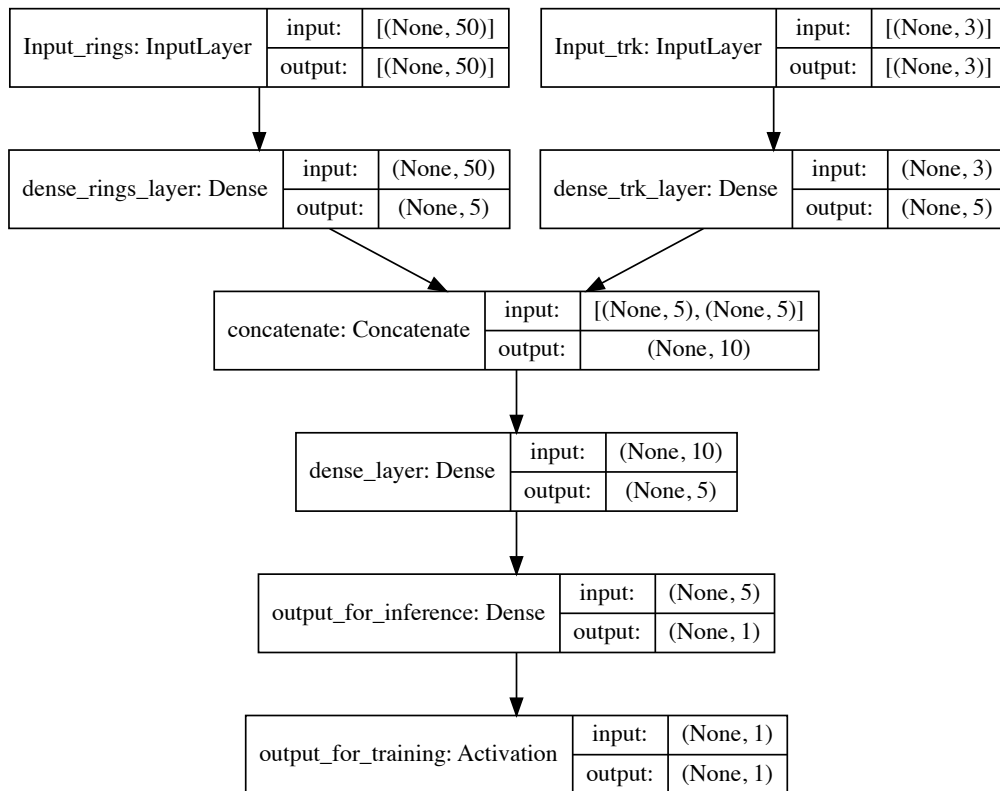


Figura D.7: Topologia da rede neural referente a estratégia v2\_el.

<sup>13</sup>Cada anel é dividido pelo absoluto da soma dos (50) anéis formados pelo *cluster*.

# Apêndice E

## Produção Acadêmica

### E.1 Artigos Publicados em Revista

1. ATLAS COLLABORATION. “Performance of electron and photon triggers in ATLAS during LHC Run 2”, *Eur. Phys. J. C*, 80, 47 (2020), doi: 10.1140/epjc/s10052-019-7500-2.

Electron and photon triggers covering transverse energies from 5 GeV to several TeV are essential for the ATLAS experiment to record signals for a wide variety of physics: from Standard Model processes to searches for new phenomena in both proton-proton and heavy-ion collisions. To cope with a fourfold increase of peak LHC luminosity from 2015 to 2018 (Run 2) and a similar increase in the number of interactions per beam-crossing to about 60, trigger algorithms and selections were optimised to control the rates while retaining a high efficiency for physics analyses. For proton-proton collisions, the single-electron trigger efficiency relative to a single-electron offline selection is at least 75% for an offline electron of 31 GeV, and rises to 96% at 60 GeV; the trigger efficiency of a 25 GeV leg of the primary diphoton trigger relative to a tight offline photon selection is more than 96% for an offline photon of 30 GeV. For heavy-ion collisions, the primary electron and photon trigger efficiencies relative to the corresponding standard offline selections are at least 84% and 95%, respectively, at 5 GeV above the corresponding trigger threshold.

2. ATLAS COLLABORATION, “Operation of the ATLAS trigger system in Run 2”, JINST 10.1088/1748-0221/15/10/P10004 P10004 15 10

The ATLAS experiment at the Large Hadron Collider employs a two-level trigger system to record data at an average rate of 1 kHz from physics collisions, starting from an initial bunch crossing rate of 40 MHz. During the LHC Run 2 (2015–2018), the ATLAS trigger system operated successfully with excellent performance and flexibility by adapting to the various run conditions

encountered and has been vital for the ATLAS Run-2 physics programme. For proton–proton running, approximately 1500 individual event selections were included in a trigger menu which specified the physics signatures and selection algorithms used for the data-taking, and the allocated event rate and bandwidth. The trigger menu must reflect the physics goals for a given data collection period, taking into account the instantaneous luminosity of the LHC and limitations from the ATLAS detector readout, online processing farm, and offline storage. This document discusses the operation of the ATLAS trigger system during the nominal proton–proton data collection in Run 2 with examples of special data-taking runs. Aspects of software validation, evolution of the trigger selection algorithms during Run 2, monitoring of the trigger system and data quality as well as trigger configuration are presented.

3. ATLAS COLLABORATION. “Search for Higgs Boson Decays into a  $Z$  Boson and a Light Hadronically Decaying Resonance Using 13 TeV  $pp$  Collision Data from the ATLAS Detector”, *Phys. Rev. Lett.*, v. 125 (2020), doi: 10.1103/PhysRevLett.125.221802.

A search for Higgs boson decays into a  $Z$  boson and a light resonance in two-lepton plus jet events is performed, using a  $pp$  collision dataset with an integrated luminosity of  $139 \text{ fb}^{-1}$  collected at  $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$  by the ATLAS experiment at the CERN LHC. The resonance considered is a light boson with a mass below 4 GeV from a possible extended scalar sector, or a charmonium state. Multivariate discriminants are used for the event selection and for evaluating the mass of the light resonance. No excess of events above the expected background is found. Observed (expected) 95% confidence-level upper limits are set on the Higgs boson production cross section times branching fraction to a  $Z$  boson and the signal resonance, with values in the range 17 pb to 340 pb ( $16_{-5}^{+6}$  pb to  $320_{-90}^{+130}$  pb) for the different light spin-0 boson mass and branching fraction hypotheses, and with values of 110 pb and 100 pb ( $100_{-30}^{+40}$  pb and  $100_{-30}^{+40}$  pb) for the  $\eta_c$  and  $J/\psi$  hypotheses, respectively.

4. ATLAS COLLABORATION, “Search for Higgs bosons decaying into new spin-0 or spin-1 particles in four-lepton final states with the ATLAS detector with  $139 \text{ fb}^{-1}$  of  $pp$  collision data at  $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$ ”, JHEP 10.1007/JHEP03(2022)041 041 2203

Searches are conducted for new spin-0 or spin-1 bosons using events where a Higgs boson with mass 125 GeV decays into four leptons ( $\ell = e, \mu$ ). This decay is presumed to occur via an intermediate state which contains two on-shell, promptly decaying bosons:  $H \rightarrow XX/ZX \rightarrow 4\ell$ , where the new boson  $X$  has a mass between 1 and 60 GeV. The search uses  $pp$  collision data collected with

the ATLAS detector at the LHC with an integrated luminosity of  $139 \text{ fb}^{-1}$  at a centre-of-mass energy  $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$ . The data are found to be consistent with Standard Model expectations. Limits are set on fiducial cross sections and on the branching ratio of the Higgs boson to decay into  $XX/ZX$ , improving those from previous publications by a factor between two and four. Limits are also set on mixing parameters relevant in extensions of the Standard Model containing a dark sector where  $X$  is interpreted to be a dark boson.

5. ATLAS COLLABORATION, “Search for new phenomena in three-or four-lepton events in  $pp$  collisions at  $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$  with the ATLAS detector”, Phys. Lett. B 10.1016/j.physletb.2021.136832 136832 824

A search with minimal model dependence for physics beyond the Standard Model in events featuring three or four leptons ( $3\ell$  and  $4\ell$ ,  $\ell = e, \mu$ ) is presented. The analysis aims to be sensitive to a wide range of potential new-physics theories simultaneously. This analysis uses data from  $pp$  collisions delivered by the Large Hadron Collider at a centre-of-mass energy of  $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$  and recorded with the ATLAS detector, corresponding to the full Run 2 dataset of  $139 \text{ fb}^{-1}$ . The  $3\ell$  and  $4\ell$  phase space is divided into 22 event categories according to the number of leptons in the event, the missing transverse momentum, the invariant mass of the leptons, and the presence of leptons originating from a  $Z$ -boson candidate. These event categories are analysed independently for the presence of deviations from the Standard Model. No statistically significant deviations from the Standard Model predictions are observed. Upper limits for all signal regions are reported in terms of the visible cross-section.

### E.1.1 Em Revisão

Artigos que estão em revisão interna para submissão.

1. M. V. Araújo, M. Begalli, W.S. Freund, G. I. Gonçalves, M. Khandoga, B. Laforge, A. Leopold, J. L. Marin, B. S. M. Peralva, J. V. F. Pinto, M. S. Santos, J. M. Seixas, E. F. Simas Filho, E. E. P. Souza, “Lorenzetti Showers: A General-Purpose Framework for Supporting Signal Reconstruction and Triggering with Calorimeters”.

Artigo da colaboração ATLAS detalhando o *NeuralRinger* e seus principais resultados. Provavelmente será submetido ao *Journal of Instrumentation*.

2. W. S. Freund, J. V. F. Pinto, M. V. Araújo, J. M. Seixas, D. O. Damazio, “The ATLAS NeuralRinger Algorithm: An Ensemble of Neural Networks Fed from Calorimeter Ring Sums for Triggering on Electrons”

Artigo a respeito do simulador *Lorenzetti*, descrevendo sua concepção e funcionalidades. A ser submetido ao *Computer Physics Communication*.

## E.2 Artigos Publicados em Anais de Congresso

1. PINTO, J. V. F., FREUND, SEIXAS, J. M., ATLAS COLLABORATION. “An Ensemble of Neural Networks for Online Filtering Implemented in the ATLAS Trigger System”. In: *18th International Conference on Calorimetry in Particle Physics (CALOR 2018)*, 2018, Eugene, Oregon. Journal of Physics: Conference Series, 2019. v. 1162.

In 2017 the ATLAS experiment implemented an ensemble of neural networks (NeuralRinger algorithm) dedicated to improve the performance of filtering events containing electrons in the high-input rate *online* environment of the Large Hadron Collider at CERN, Geneva. The ensemble employs a concept of calorimetry rings. The training procedure and final structure of the ensemble are used to minimize fluctuations from detector response, according to the particle energy and position of incidence. A detailed study was carried out to assess profile distortions in crucial offline quantities through the usage of statistical tests and residual analysis. These details and the *online* performance of this algorithm during the 2017 data-taking will be presented.

2. PINTO, J. V. F., FREUND, W. S., SEIXAS, J. M. “Sistema de filtragem Online Utilizando um Ensemble de Redes Neurais e Informação de Calorimetria para Operar em Altas Taxas de Eventos.” In: *XIII Brazilian Congress on Computational Intelligence*, 2017.

Diversas aplicações na engenharia estão relacionadas em ambientes cujo a alta taxa de eventos e a rara ocorrência são uma dificuldade a ser superada. Este artigo tem como proposta apresentar a nova estratégia de seleção de elétrons no sistema de filtragem Online do detector ATLAS, no CERN, utilizando técnicas multivariadas, como Redes Neurais, para selecionar eficientemente e reduzir o custo de processamento na fazenda de computadores durante a filtragem. Dentro desse contexto, serão apresentadas as estratégias de treinamento das redes e correção das eficiências mediante ao crescimento do empilhamento de eventos ocasionado pelo aumento da luminosidade das colisões para o cenário de 2017.

3. FREUND W. S., PINTO J. V. F., SEIXAS M. J. “Redes neurais aplicadas na identificação de partículas em um detector finamente segmentado”, XXI Congresso Brasileiro de Automática.

A física de altas energias proporciona um ambiente contendo diversos desafios comuns a sistemas inteligentes, com requisitos extremos na eficiência de identificação de raros eventos de interesses. No caso do experimento ATLAS, no CERN, os eventos são gerados em alta taxa (40 MHz), e aplica-se uma filtragem *online* para reduzi-la a um nível viável (1 kHz), havendo a manutenção dos eventos de interesse, que serão analisados em *offline*. Uma proposta alternativa para a seleção de eventos contendo elétrons, baseada em redes neurais, é descrita e analisada neste trabalho, utilizando dados de simulação, obtendo-se uma redução de 50% para o ruído de fundo, enquanto mantém-se a taxa de detecção dos eventos de interesse praticamente inalterada no final da filtragem.

4. PINTO, J. V. F., FREUND, W. S., DAMAZIO, D., SEIXAS, J. M., ATLAS COLLABORATION. “Ring-shaped Calorimetry Information for a Neural Egamma Identification with ATLAS Detector”. In: *17th International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research*, 2016, Val Paraiso. Journal of Physics: Conference Series, 2016. v. 762.

This article presents the identification process of electrons based only on calorimeter information. It is based on the usage of ring-shaped description for a region of interest of the calorimeter which explores the shower shape propagation throughout the ATLAS calorimeters. This information is fed into a multivariate discriminator, currently an artificial neural network, responsible for hypothesis testing. The concept is evaluated for *online* selection (trigger), used for reducing storage rate into viable levels while preserving collision events containing desired signals. Preliminary results from Monte Carlo simulation data indicate that the background rejection can be reduced by as much as 50 % over the current method used in the High-Level Trigger, allowing for high-latency reconstruction algorithms such as tracking to run at a later stage of the trigger.

### E.3 Resumos Publicados em Anais de Congresso

1. PINTO, J. V. F., FREUND, W. S., SEIXAS, J. M., DAMAZIO, D., BEGALLI, M. “Informação anelada de calorimetria para o Trigger do ATLAS”. In: XXXVIII Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2017, Passa Quatro.

O LHC continua a progressão da luminosidade dos eventos de colisões próton-próton, o que dificulta a reconstrução correta de eventos em decorrência do empilhamento de sinais nos detectores dos experimentos. Esse é o caso da



tarefa de discriminação de elétron-jato no ATLAS, de vital importância para o programa de física do experimento, em especial durante seu processamento *trigger*, que é responsável pela redução da taxa de armazenamento de eventos para nível viável de armazenamento e processamento *off-line*.

A filtragem ocorre em cadeias sequenciais, crescente em latência e profundidade de reconstrução da física. O primeiro nível, implementado em *hardware*, seleciona eventos promissores em uma taxa até 100 kHz com uma latência inferior a  $2,5 \mu\text{s}$ . Posteriormente, opera via *software* o *High-Level Trigger* com uma latência média de 550 ms e taxa de saída para 1,5 kHz. O HLT opera em duas etapas, aplicando uma etapa rápida, necessária para a redução da latência total das cadeias, e uma etapa precisa para a decisão final. No caso de elétrons, a informação discriminante é oriunda do Sistema de Calorimetria e do Detector Interno (ID), porém ambas etapas possuem uma pré-seleção empregando apenas a informação de calorimetria (*FastCalo*, no caso da etapa rápida) devido à alta demanda de processamento da informação do ID.

Neste trabalho, continuou-se o desenvolvimento do algoritmo *Neural Ringer* para o *FastCalo*. Esse algoritmo emprega soma de energia em anéis concêntricos à posição de incidência da partícula. Os anéis são propagados para um conjunto de redes neurais especialistas por regiões do espaço de fase  $\eta \times E_T$ . Para dar resiliência ao empilhamento de sinais, os limiares de decisão aplicados são ajustados conforme o número de colisões inelásticas médias. Avaliou-se a performance do algoritmo em *runs* de referência de 2016, onde se observou que as cadeias empregando a proposta causam reduções entre 2,8 a 6,4 da taxa de ruído após o *FastCalo*, dependendo do critério aplicado, sem a alteração na taxa de detecção de elétrons no final da cadeia em relação a estratégia originalmente empregada. Em termos de latência, há uma redução de 159 ms para 121 ms. Esses resultados, em conjunto com crescimento de processamento causado pelo aumento previsto da luminosidade, motivaram o ATLAS a empregar o *Neural Ringer* em todas suas cadeias dedicadas a filtragem de elétrons. O algoritmo encontra-se comissionado, período encerrado no final de junho de 2017.

2. PINTO, J. V. F.; FREUND, W. S.; SEIXAS, J. M.; DAMAZIO, D. “Data Collision Analysis to an Alternative High Level Trigger in ATLAS Detector”. In: Encontro de Física de 2016, Natal.

O método proposto explora uma alternativa para identificação de elétrons e fótons na pré-seleção realizada no HLT utilizando descrição anelada das células do calorímetro e alimentando com essa informação discriminadores multivariáveis responsáveis pela seleção, atualmente redes neurais. Resultados prelimi-

nares em dados de colisão mostram que a cadeia de filtragem exigindo elétrons com no mínimo 24 GeV obtém uma redução relativa de ruído de fundo de 60 %, com respeito àquela empregada pela estratégia convencional, quando medindo a eficiência da cadeia nesse estágio de pré-seleção, o que impacta na redução de latência da cadeia.

3. PINTO, J. V. F., FREUND, W. S., SEIXAS, J. M., DAMAZIO, D. O. Informação anelada de calorimetria para identificação neural de elétrons e fótons no detector ATLAS. In: XXXVI Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2015, Caxambu (MG).

Neste trabalho, examina-se a proposta de extração anelada de calorimetria para a identificação de partículas no Canal  $e/\gamma$  em condições de alta luminosidade. Essa informação, que explora a geometria do formato do chuveiro, é propagada para um discriminador multivariável, atualmente redes neurais, responsável pela tomada de decisão. A proposta é realizada tanto para o ambiente de reconstrução offline, após o armazenamento dos dados, quanto no âmbito do sistema de filtragem *online*, necessário para reduzir a taxa de armazenamento a níveis viáveis, para preservar apenas física de interesse. A filtragem é realizada em três níveis sequenciais, tratamento que permite descartar falsos candidatos de simples análise nos níveis inferiores, possibilitando uma análise mais extensa em candidatos complexos. O Neural Ringer opera no segundo nível de filtragem. Quando contrapondo resultados com a abordagem de referência utilizada pelo ATLAS, no segundo nível de filtragem, baseada em cortes, identificou-se a capacidade em reduzir em até 70 % a taxa de falsos candidatos aceitos pelo Sistema de Filtragem enquanto se mantenha a mesma eficiência de identificação de elétrons obtida pela abordagem de referência.

## E.4 Outras Contribuições

### E.4.1 Projeto de *Authorship* do ATLAS

Authorship Qualification:

- **Responsible:** Arantxa Ruiz Martinez;
- **Description:** Development and maintenance of the L2 ringer neural network used in the electron trigger sequence by default since 2017. Provide new ringer tunes with updated corrections to mitigate the high-pileup conditions expected for 2018 data taking ( $\mu$  up to 88). This work will involve contributions to the electron trigger commissioning and performance studies with the first data acquired in 2018 as well as the development of dedicated tools for the emulation, monitoring and efficiency evaluation of the electron triggers. Other possibilities include analyzing which rings are more relevant for the trigger performance, in order to evaluate whether the number of rings can be reduced, so that processing speed can be improved;
- **Institute Integration:** The Ringer algorithm has been developed under the responsibility of the Rio group, so that such qualification task in HLT perfectly aligns with the group main activities in Trigger/DAQ. The study of this trigger strategy and the optimizations being proposed, which are based on multivariate analysis, are relevant to Trigger/DAQ operation and allow for the continuity of the contributions of the Rio group to ATLAS;
- **Local Supervisor:** José Seixas;
- **Technical Supervisor:** Fernando Morticelli;
- **Proposed benning of qualification:** 2017/05/12;
- **Beginning of qualification:** 2017/10/01;
- **Qualification date:** 2018/10/01.

## E.4.2 Coordenação de grupo *TriggerEgamma*

Eleito pela colaboração, através de eleição fechada, para o cargo de coordenação (*co-convener*) do grupo de *TriggerEgamma*, junto com o pesquisador Christopher John Meyer (*convener*), da Universidade de *Indiana Bloomington*, USA, para coordenar os trabalhos relacionados ao *trigger* de elétrons e fótons para a *Run-3*. A posição teve início no dia **01 de abril de 2021** com término previsto para **31 de março de 2022**, podendo ser renovada por mais um ano. Durante a coordenação do grupo, os seguintes trabalhos foram realizados:

- Participação em reuniões de coordenação com os outros grupos de trabalho do CERN;
- Participação em reuniões de trabalho semanais com objetivo de organizar os trabalhos e guiar os grupos de pesquisa para atender as demandas do CERN;
- Participação em reuniões de orientação individuais com cada membro do grupo de pesquisa;
- Criação de propostas de *authorship* junto aos grupos de pesquisa do CERN;

## E.4.3 Reportagens em Veículos de Comunicação

1. “Aluno da COPPE é escolhido para coordenar área do ATLAS”, publicado em 3 de março de 2021, Planeta COPPE Notícias.

O aluno de doutorado da COPPE/UFRJ, João Victor da Fonseca, foi escolhido para coordenar o Egamma Trigger Signature, uma importante área do ATLAS, maior experimento de detecção de partículas do Large Hadron Collider (LHC), o acelerador de partículas do CERN. Aluno do Programa de Engenharia Elétrica (PEE) da COPPE, João dividirá a função com o pesquisador Chris Meyer (Indiana University Bloomington, EUA).

Segundo o professor da COPPE, José Manoel de Seixas, coordenador da equipe de pesquisadores brasileiros que atuam no ATLAS, João Victor foi convidado para assumir a área devido ao “trabalho magnífico que tem feito e pelo histórico de contribuição da COPPE na filtragem *online* de elétrons. Ele assume o grupo de assinatura no sistema de filtragem *online*, uma área importante que busca detectar se há elétrons e fótons nos decaimentos das colisões de partículas, e cobre larga quantidade de canais físicos de interesse, do bóson de Higgs, de supersimetria, e matéria escura.”, explica Seixas.

Além de João Victor, um ex-aluno da COPPE, o pesquisador Denis Damazio, que atua no CERN desde 2005, como pesquisador do Brookhaven National

Laboratory (EUA), coordenará a partir de julho o HLT Calo Software, juntamente com Jochen Jens Heinrich. O HLT Calorimeter é o calorímetro do sistema de filtragem de alto nível. “O calorímetro mede a energia das partículas incidentes nas colisões e fornece uma resposta mais rápida do que o sistema de precisão, baseado em imagens. A informação obtida pelo calorímetro, que tem 200 mil canais de leitura, alimenta o *NeuralRinger*, sistema de filtragem *online* desenvolvido na COPPE”, explica o professor José Manoel de Seixas.

O CERN é o mais importante laboratório de física de partículas do mundo. Localizado entre França e Suíça, o reúne 12 mil pesquisadores de mais de 100 nacionalidades, dos quais 131 são brasileiros, e cuja principal missão é descobrir a origem do universo. O laboratório europeu é responsável pela criação do protocolo *www*, aceito internacionalmente como padrão para navegação na internet, e pela descoberta do bóson de Higgs, conhecida como "a partícula de Deus", a qual permite que matéria tenha massa, e que rendeu o Prêmio Nobel de Física aos cientistas Peter Higgs e François Englert em 2013.

2. “ATLAS adota sistema desenvolvido pela COPPE”, publicado em 7 de março de 2018, Planeta COPPE Notícias.

Um sistema de filtragem *online* de elétrons desenvolvido por pesquisadores da COPPE/UFRJ foi escolhido como referência para ser utilizado pelo ATLAS, experimento de detecção de partículas instalado no CERN, o laboratório que investiga a origem do universo. Denominado *NeuralRinger*, o sistema possibilitará novas descobertas com menor custo financeiro para o CERN, que no momento está ampliando o número de choques entre prótons para aumentar os eventos físicos, essenciais à investigação e descoberta de possíveis novas partículas.

O sistema desenvolvido no Brasil permite decidir a cada 10 milissegundos quais informações reter dentre os mais de 60 Terabytes de informação geradas a cada segundo nas passagens de feixes de partículas conduzidas no laboratório. Os pesquisadores do CERN querem aumentar o número de eventos por colisão de 25 para 200, até 2024, o que aumentaria exponencialmente o volume de dados de interesse científico gerados. Criado dentro do conceito de redes neurais, o *NeuralRinger* permite encontrar as "agulhas"(eventos físicos de interesse) neste "palheiro"que não para de crescer.

“A expectativa para 2018 é que o número de eventos por colisões salte de 25 para 88, sendo fundamental a calibração do algoritmo para a reconstrução dos eventos selecionados pela filtragem *online*, uma etapa muito importante da calorimetria”, ressalta o professor de Engenharia Elétrica da COPPE, José Manoel de Seixas, coordenador da equipe brasileira no ATLAS.

No último mês de dezembro, um projeto de pesquisa visando o aperfeiçoamento do algoritmo do *NeuralRinger* foi aprovado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes) e pelo Comitê Francês de Avaliação da Cooperação Universitária com o Brasil (COFECUB). O edital prevê o intercâmbio de pesquisadores da COPPE, da Université Paris VI (Pierre e Marie Curie) e da Université Clermont-Ferrand (Blaise Pascal), com duração de quatro anos (de 2018 a 2021).

O ATLAS, que em outubro de 2017 completou 25 anos de existência, tem tido um importante papel em descobertas recentes. Foi realizada no ATLAS a pesquisa que detectou, pela primeira vez em um experimento com alta energia, o fenômeno da dispersão da luz pela luz, previsto pela teoria quântica, porém negado pela teoria eletromagnética. O experimento também teve uma relevante contribuição na descoberta do bóson de Higgs - a chamada "partícula de Deus". A comprovação da existência desta partícula rendeu aos cientistas Peter Higgs e François Englert o Prêmio Nobel de Física de 2013.

Segundo o professor Seixas, a grande vantagem do *NeuralRinger* é que a filtragem, realizada *online*, já possibilita decidir se a informação é potencialmente útil, reduzindo a demanda computacional para coletar e preservar este enorme volume de informação. O sistema desenvolvido na COPPE também poupa muitos recursos de filtragem *online*, porque ele reduz entre 2 a 6 vezes a demanda por processamento de dados, dependendo da região do detector e da energia. "Se você jogar fora uma informação gerada neste processo, você nunca mais irá resgatá-la, por isso a filtragem é um processo de escolha muito sensível e muito importante", alerta Seixas.

De acordo com o professor Seixas, o processo de reconhecimento de partículas se dá por reconhecimento de padrão. Ao multiplicar o número de colisões, o volume de informações aumentaria exponencialmente, exigindo a ampliação da "farm", jargão utilizado pelos pesquisadores referindo-se aos milhares de computadores utilizados para processar milhões de informações geradas pelo ATLAS.

"Estamos desenvolvendo esse sistema, baseado em redes neurais, desde 1991. Ele engloba vinte redes neurais que operam simultaneamente para cada seção do detector de partículas, permitindo o uso mais eficiente do calorímetro (absorve a energia das partículas), e menor utilização do tracking, seção do ATLAS que exige mais capacidade computacional", explica Seixas.