



FILTRAGEM ONLINE BASEADA EM CALORIMETRIA DE ALTAS  
ENERGIAS E COM ALTA TAXA DE EVENTOS

Micael Veríssimo de Araújo

Dissertação de Mestrado 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 Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores: José Manoel de Seixas  
Marcia Begalli

Rio de Janeiro  
Março de 2019

FILTRAGEM ONLINE BASEADA EM CALORIMETRIA DE ALTAS  
ENERGIAS E COM ALTA TAXA DE EVENTOS

Micael Veríssimo de Araújo

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

Examinada por:

---

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

---

Prof. Marcia Begalli, Ph.D.

---

Prof. Antonio Vilela Pereira, Ph.D.

---

Prof. João Baptista de Oliveira e Souza Filho, D.Sc.

---

Prof. José Alfredo Ferreira Costa, Dr. Eng.

---

Prof. Nadia Nedjah, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

MARÇO DE 2019

Araújo, Micael Veríssimo de

Filtragem Online Baseada em Calorimetria de Altas Energias e com Alta Taxa de Eventos/Micael Veríssimo de Araújo. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2019.

XVII, 98 p.: il.; 29, 7cm.

Orientadores: José Manoel de Seixas

Marcia Begalli

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2019.

Referências Bibliográficas: p. 79 – 88.

1. Redes Neurais. 2. Classificação. 3. Filtragem Online. 4. Ensemble Learning. 5. Física de Altas Energias. I. Seixas, José Manoel de *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*“Pois o Senhor é quem dá  
sabedoria; de sua boca procedem  
o conhecimento e o  
discernimento.  
**Provérbios 2:6**”*

# Agradecimentos

Gostaria de agradecer em primeiro lugar à Deus, por me proporcionar estudar e me aperfeiçoar.

Agradeço ao meu amor, minha noiva Isabella por ter me apoiado durante a caminhada no mestrado, e por sempre procurar me ajudar a crescer não só como cientista, mas também como pessoa. Eu te amo muito.

Aos meus pais, agradeço por tudo que fizeram por mim, sempre procurando me ajudar e acreditando em mim. Pai, obrigado por sempre apoiar meus estudos e por todos os seus conselhos, agradeço a Deus por sua vida. Minha mãe, que mesmo sem entender do projeto, me ouvia descreve-lo com entusiasmo, obrigado por todo carinho, amor, louvo a Deus por sua vida. Amo vocês e agradeço a Deus a vida de cada um.

Agradeço aos meus orientadores, José Manoel de Seixas e Marcia Begalli que, com toda paciência, me orientaram nesta caminhada, direcionando e aconselhando-me a todo momento. Embora não seja Físico ou Engenheiro de formação vocês se propuseram a orientar este matemático. Sinto-me honrado por ter sido aluno de vocês, obrigado!

Meus amigos do Laboratório de Processamento de Sinais (LPS), vocês sem dúvida foram importantíssimos durante esta caminhada. Natanael Nunes de Moura Junior (grande Jr), seus conselhos e ajuda em meu primeiro período foram essenciais para meu êxito. Júlio, obrigado por toda ajuda que você me deu, obrigado por todas as conversas e a amizade. João Victor, obrigado por sempre me ajudar, dando ideias e me integrando ao ambiente tão complexo que é o Trigger. Werner, obrigado por sempre estar disposto a me ajudar e explicar, assim como o João, os detalhes deste complexo sistema, muito obrigado.

Muito obrigado a todos!

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

## FILTRAGEM ONLINE BASEADA EM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS E COM ALTA TAXA DE EVENTOS

Micael Veríssimo de Araújo

Março/2019

Orientadores: José Manoel de Seixas

Marcia Begalli

Programa: Engenharia Elétrica

Na aquisição de grandes quantidades de dados, observam-se casos onde a taxa de eventos de interesse (e raros) é pequena. Isto ocorre na área de física de altas energias, que envolve um grande volume de dados e os experimentos apresentam uma fina segmentação e critérios de operação bem restritivos. O experimento ATLAS, possui no seu sistema de calorimetria (medição de energia) mais de 200 mil canais de leitura para registrar as colisões que ocorrem a cada 25 ns no *Large Hadron Collider* (LHC). Devido a esta alta taxa de colisões, que produz cerca de 70 TB/s de dados no ATLAS é necessário um sistema de filtragem *online*. Os elétrons estão presentes em grande partes dos canais da física que o ATLAS se propõe a observar e, por isto, este trabalho dedica-se à filtragem *online* dos mesmos com base no sistema de calorimetria. O sistema de filtragem *online* de elétrons do ATLAS emprega, desde de 2017, uma estratégia proposta pela COPPE/UFRJ, chamada *NeuralRinger*, que consiste em um *ensemble* de redes neurais que toma a decisão de filtragem apenas acima de 15 GeV de energia transversa, devido a uma restrição estatística. Abaixo deste patamar, opera um outro algoritmo, que realiza cortes em variáveis altamente discriminantes da calorimetria. Esta dissertação apresentará a extensão do *NeuralRinger* para a região abaixo de 15 GeV, a qual mostra uma redução do falso alarme em até 3 vezes, em relação ao algoritmo baseado em cortes.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

## ONLINE FILTERING BASED ON HIGH ENERGY CALORIMETRY AND WITH HIGH EVENT RATE

Micael Veríssimo de Araújo

March/2019

Advisors: José Manoel de Seixas

Marcia Begalli

Department: Electrical Engineering

In the acquisition of large amounts of data, cases are observed where the rate of (and rare) interest events is small. This occurs in the area of high energy physics, which involves a large amount of data and experiments with fine segmentation and very restrictive operations. The ATLAS experiment has in its calorimetry system (energy measurement) more than 200 thousand readout channels to record the collisions that occur every 25 ns in LHC. Due to this high collision rate, which produces almost 70 TB/s of data, an online filtering system is required. Electrons are present in large parts of the physics channels that ATLAS intends to observe and therefore this work is dedicated to filtering them online based on the calorimetry system. The online electron filtering system in ATLAS is, since 2017, a strategy proposed by COPPE/UFRJ, called NeuralRinger, which consists of an ensemble of neural networks as a method for decision making only for transverse energy above 15 GeV, due to a statistical restriction. Below this threshold, another algorithm that uses cuts in highly discriminating calorimetry variables are used. This thesis will present an extension of the NeuralRinger algorithm for the region below 15 GeV, which shows fake rate reduction up to 3 times with respect to the current algorithm based on cuts.

# Sumário

<b>Sumário</b>	<b>viii</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>x</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xii</b>
<b>Lista de Símbolos</b>	<b>xiii</b>
<b>Lista de Abreviaturas</b>	<b>xv</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação . . . . .	2
1.2 Objetivo . . . . .	4
1.3 Resultado Obtidos . . . . .	5
1.4 Organização da Dissertação . . . . .	5
<b>2 Física de Partículas, LHC e o experimento ATLAS</b>	<b>7</b>
2.1 O Grande Colisor de Hádrons (LHC) . . . . .	9
2.2 O Experimento ATLAS . . . . .	10
2.2.1 Detector Interno . . . . .	12
2.2.2 Sistema de Calorimetria . . . . .	14
2.2.2.1 Calorímetro Eletromagnético (ECAL) . . . . .	17
2.2.2.2 Calorímetro Hadrônico (HCAL) . . . . .	18
2.2.2.3 Calorímetro Dianteiro (FCAL) . . . . .	19
2.3 Espectrômetro de Múons . . . . .	20
<b>3 O Sistema de Filtragem <i>Online</i> de Elétrons do ATLAS</b>	<b>24</b>
3.1 Primeiro Nível de Filtragem Baseado em Calorimetria ( <i>L1Calo</i> ) . . . . .	25
3.2 O Filtro de Alto Nível (HLT) . . . . .	27
3.2.1 Reconstrução Rápida do Calorímetro e Pré-Seleção Rápida . . . . .	27
3.2.2 Reconstrução Rápida do Traço e Pré-Seleção . . . . .	31
3.2.3 Etapa Precisa - Calibração, Reconstrução e Seleção Eficaz . . . . .	32
3.3 <i>NeuralRinger</i> para Altas Energia ( $E_T > 15$ GeV) . . . . .	34

3.3.1	Informação Anelada de Calorimetria . . . . .	34
3.3.2	Método para Tomada de Decisão <i>Online</i> . . . . .	35
3.4	Sistema de Filtragem <i>Online</i> de Elétrons em Outros Experimentos . .	37
3.4.1	CMS . . . . .	38
3.4.2	H1 . . . . .	39
3.4.3	ZEUS . . . . .	41
3.4.4	DØ . . . . .	41
<b>4</b>	<b>Método Utilizado</b>	<b>44</b>
4.1	Algoritmo de Referência <i>CutBased</i> . . . . .	45
4.2	Construção do <i>Ensemble</i> . . . . .	46
4.3	Etiquetagem <i>Offline</i> . . . . .	47
4.4	Seleção de Eventos . . . . .	48
4.5	Ajuste dos Modelos . . . . .	50
4.6	Operação e Avaliação do <i>NeuralRinger</i> . . . . .	53
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>54</b>
5.1	Validação Cruzada e Extração do <i>Ensemble</i> . . . . .	57
5.2	Correção de Pile-up e Ajuste dos Pontos de Operações . . . . .	66
5.3	Análise de Quadrante . . . . .	68
5.4	Eficiências Emuladas Localmente . . . . .	71
5.5	Emulação do Trigger no Athena . . . . .	71
<b>6</b>	<b>Conclusões e Trabalhos Futuros</b>	<b>76</b>
6.1	Trabalhos Futuros . . . . .	77
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>79</b>
<b>A</b>	<b>Composição das Cadeias do <i>Trigger</i></b>	<b>89</b>
<b>B</b>	<b>Tabelas de Validação Cruzada</b>	<b>92</b>
<b>C</b>	<b>Produção Científica</b>	<b>95</b>
C.1	Congressos . . . . .	95
C.2	Apresentações no Grupo de Trigger ATLAS . . . . .	98

# Lista de Figuras

2.1	Esquema com as partículas que compõem o MP . . . . .	8
2.2	Complexo de aceleradores do CERN . . . . .	10
2.3	O experimento ATLAS e seus subsistemas. . . . .	11
2.4	Sistema de coordenadas adotado pelo ATLAS. . . . .	12
2.5	Exemplos de interações de partículas nos diferentes detectores que compõem o ATLAS. . . . .	13
2.6	Detector Interno do experimento ATLAS. . . . .	14
2.7	Seção de corte do ID. . . . .	15
2.8	O sistema de calorimetria do ATLAS. . . . .	16
2.9	Corte longitudinal do ECAL. . . . .	18
2.10	Ilustração da granularidade do ECAL. . . . .	19
2.11	Telhas e cintiladores do <i>TileCal</i> . . . . .	20
2.12	Visão geral esquemática do <i>TileCal</i> . . . . .	22
2.13	Ilustração dos módulos utilizados nas tampas do HCAL. . . . .	22
2.14	Estrutura da primeira camada do FCAL. . . . .	23
2.15	Espectrômetro de múons do ATLAS. . . . .	23
3.1	Ilustração do sistema de filtragem <i>online</i> do ATLAS. . . . .	24
3.2	Esquema utilizado pela janela deslizante no L1 para seleção de elétrons e fótons ( $e/\gamma$ ). . . . .	26
3.3	Fluxograma empregado para seleção de elétrons no HLT do ATLAS. . . . .	28
3.4	Variáveis extraídas pelo sistema de calorimetria . . . . .	29
3.5	Ilustração da extração dos anéis de energia a partir das células do calorímetro. . . . .	30
3.6	Distribuição de $E_T$ amostras de elétrons. . . . .	31
3.7	Esquema do funcionamento do algoritmo <i>Ringer</i> para extração da base de informação anelada de calorimetria. . . . .	36
3.8	Torres de <i>trigger</i> e isolamento do CMS. . . . .	39
3.9	Sistema de filtragem do experimento H1. . . . .	40
3.10	Esquema dos dois primeiros níveis do sistema de filtragem do experimento D0. . . . .	42

4.1	Ilustração do processo de ajuste dos modelos. . . . .	45
4.2	Ilustração do ponto de operação <b>Very Medium</b> . . . . .	52
5.1	Comparação entre os perfis médios dos anéis para os diferentes critérios de seleção <i>offline</i> . . . . .	55
5.2	Amostras disponíveis para o ajuste e teste dos modelos . . . . .	56
5.3	Comparação entre a resposta do Trigger e do emulador do <i>Athena</i> no primeiro nível de filtragem ( <i>L1Calo</i> ) e na etapa rápida de calorimetria do HLT ( <i>L2Calo</i> ). . . . .	58
5.4	Curvas de Treinamento . . . . .	59
5.5	Saída e curva ROC do classificador para $4 < E_T < 7$ e $0,0 <  \eta  < 0,8$	60
5.6	Curvas de Treinamento . . . . .	61
5.7	Diagrama de caixa utilizado para a escolha da topologia dos modelos neurais. . . . .	65
5.8	Saída da rede neural que compoem o <i>ensemble</i> em função de $\langle \mu \rangle$ . . .	66
5.9	Região onde não se aplicou a correção de pile-up . . . . .	67
5.10	Pontos de operação obtidos em torno do <b>Very Medium</b> . . . . .	68
5.11	Pontos de operação do <i>NeuralRinger</i> operando com o mesmo $P_D$ do <i>CutBased</i> . . . . .	69
5.12	Análise de quadrante - $E_{ratio}$ . . . . .	70
5.13	Eficiências para sinal (e) emuladas localmente. . . . .	72
5.14	Eficiências para sinal (e) e ruído (jato) emuladas localmente em função $\langle \mu \rangle$ . . . . .	73
5.15	Comparação de $P_F$ em função de $\eta$ obtida na emulação do Trigger. . .	75

# Lista de Tabelas

2.1	Região de cobertura em $\eta$ , granularidade e número de canais de leitura das sete camadas dos calorímetros . . . . .	21
3.1	Definição das grandezas empregadas pelo ATLAS para discriminação de elétrons. . . . .	33
3.2	Fronteiras para as regiões em $\eta$ e $E_T$ empregado pelo <i>ensemble</i> de redes neurais acima de 15 GeV. . . . .	37
4.1	Fronteiras de $\eta$ adotadas para o <i>ensemble</i> de cortes do ATLAS . . . .	45
4.2	Quantidade de anéis extraídos por camada. . . . .	46
4.3	Fronteiras para as regiões em $\eta$ e $E_T$ empregado no ajuste dos modelos para o <i>NeuralRinger</i> abaixo de 15 GeV. . . . .	47
4.4	<i>Chains</i> Dedicadas ao méson $J/\Psi$ . . . . .	49
5.1	Valores de $P_D$ , $P_F$ e $SP$ obtido na validação cruzada para cada região do espaço de fase. . . . .	62
5.2	Valores de $P_D$ , $P_F$ e $SP$ obtido na validação cruzada para cada região do espaço de fase. . . . .	63
5.3	Comparação dos resultados integrados obtidos após o treinamento . .	64
5.4	Casos mutualmente exclusivos utilizados na análise de quadrante. . .	69
5.5	Resultados da emulação local . . . . .	71
5.6	Resultados da emulação do Trigger no <i>Athena</i> . . . . .	74
A.1	Descrição de algumas assinaturas aplicadas no <i>Trigger</i> . . . . .	91
B.1	Valores de $P_D$ , $P_F$ e $SP$ obtido na validação cruzada para cada região do espaço de fase. . . . .	93
B.2	Valores de $P_D$ , $P_F$ e $SP$ obtido na validação cruzada para cada região do espaço de fase. . . . .	94

# Lista de Símbolos

$d_0$	ver Tabela 3.1. 32
$d_0/\sigma_{d_0}$	ver Tabela 3.1. 32
$\Delta p/p$	ver Tabela 3.1. 31, 32
$\Delta\eta_1$	ver Tabela 3.1. 32
$\Delta\phi_2$	ver Tabela 3.1. 32
$\Delta\phi_{res}$	ver Tabela 3.1. 32
$e/\gamma$	elétron, pósitron e fóton. x, 25
EM1	primeira camada EM. 16, 27, 28
EM2	segunda camada EM. 16, 27, 28
EM3	terceira camada EM. 16, 28
$E/p$	ver Tabela 3.1. 32
eProbabilityHT	ver Tabela 3.1. 32
$E_{ratio}$	ver Tabela 3.1. 32
$E_T$	Energia Transversa. viii, x, xii, 4, 5, 24, 29–34, 36, 37, 43–45, 48, 52, 54, 58, 70, 73, 77
$\eta$	pseudorrapidez. xi, xii, 4, 10, 16, 20, 21, 24, 28, 30, 31, 34, 36, 44, 45, 48, 50, 66, 71–73, 75
$\cancel{E}_T$	energia transversa faltante. 19
$f_1$	ver Tabela 3.1. 32
$f_3$	ver Tabela 3.1. 32
J/ $\Psi$	méson J/ $\Psi$ , partícula instável que pode decair em elétrons. xii, 29, 38, 47, 48, 72, 76, 94
LAr	argônio líquido. 13, 15, 16, 18, 19, 38, 40
$\langle\mu\rangle$	número médio de interações por cruzamento de pacote. xi, 51, 66, 70, 74, 76

$n_{blayer}$	ver Tabela 3.1. 32
$n_{pixel}$	ver Tabela 3.1. 32
$n_{Si}$	ver Tabela 3.1. 32
$P_D$	probabilidade de detecção de sinal. xi, xii, 36, 49–51, 53, 57, 62–64, 67–71, 76, 97, 98
$P_F$	probabilidade de falso alarme. xi, xii, 5, 36, 49–54, 57, 62–64, 67, 68, 70, 71, 75–77, 97, 98
$\phi$	ângulo azimutal. 10, 16, 28, 30, 34
$p_T$	momento transverso. 10, 30
$R_\eta$	ver Tabela 3.1. 32
$R_{had}$	ver Tabela 3.1. 32
$R_{had1}$	ver Tabela 3.1. 32
$R_M$	raio de Molière. 33
$R_\phi$	ver Tabela 3.1. 32
$SP$	índice soma-produto. xii, xiv, 49, 50, 52, 53, 57, 59, 61–64, 67, 70, 97, 98
$SP_{max}$	$SP$ máximo. 36, 49–51, 62, 63, 66, 77, 97, 98
$\theta$	ângulo polar. 10
TRT_PID	ver Tabela 3.1. 32
$w_{\eta2}$	ver Tabela 3.1. 32
$w_{tot}$	ver Tabela 3.1. 32

# Lista de Abreviaturas

No caso de algumas abreviaturas internacionalmente conhecidas, optou-se por mantê-las em sua língua original.

ADP	Foto-diodo de Avalanche. 37
<i>Ringer</i>	Método para a extração de anéis. Ver Seção 3.3.1. 33, 35
ALICE	<i>A Large Ion Collider Experiment.</i> 9
<i>Athena</i>	Principal infraestrutura em software do ATLAS que possibilita a execução do códigos para os diversos fins.. xi, xii, 33, 43, 44, 47, 54, 58, 70, 71, 77
ATLAS	<i>A Toroidal LHC Apparatus.</i> vi, viii, x, xii, 2–6, 9–17, 22, 23, 27–29, 31–34, 37, 38, 43–46, 50, 51, 54, 55, 64, 70, 72, 77, 93, 99
BDT	<i>Boosted Decision Tree.</i> 41
BNL	<i>Brookhaven National Laboratory.</i> 41
BOOSTER	<i>Proton Synchrotron Booster.</i> 8
CERN	<i>Centre Européene pour la Rechère Nucleaire.</i> x, 2, 8, 9
CMS	<i>Compact Muon Solenoid.</i> ix, x, 2, 9, 37, 38
COPPE/UFRJ	Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-graduação e Pesquisa de Engenharia. vi, 4
CTP	Processador Central de Filtragem. 24
DØ	Experimento DØ. ix, 40, 41
ECAL	Calorímetro Eletromagnético. viii, x, 15–18, 24, 28, 31, 37, 45
EM	Eletromagnético. xiii, 16, 24, 25, 32, 33, 51
EMB	Barril do Calorímetro Eletromagnético. 16

EMEC	Tampa do Calorímetro Eletromagnético. 16
FCAL	Calorímetro Dianteiro. viii, x, 15, 18, 22
FEX	Algoritmo de Extração de Característica. 26
FPGA	<i>Field-Programmable Gate Array</i> . 24
FTK	<i>Fast TracKer</i> . 24, 30
HAD	Hadrônico. 25, 95
HCAL	Calorímetro Hadrônico. viii, x, 15, 17, 18, 21, 28, 37, 45
HEC	Tampa do Calorímetro Hadrônico. 18
HERA	<i>Hadron Elektron Ring Anlage</i> . 38
HLT	Alto Nível de <i>Trigger</i> . viii, x, xi, 2–5, 23–27, 33, 37, 43, 45, 50, 51, 53, 58, 71
HYPO	Algoritmo de Hipótese. 26
ID	Detector Interno. x, 10–12, 14
EM <sub>isol</sub>	Isolamento Eletromagnético. 25
HAD <sub>isol</sub>	Isolamento Hadrônico. 25
IP	Ponto de Interação. 9, 10, 47
ITC	Calorímetro Intermediário de Telhas Cintilantes. 17, 18
KDE	Estimação de Densidade por <i>Kernel</i> . 31
L1	Primeiro Nível de Filtragem. x, 2, 23–26, 37
<i>L1Calo</i>	Primeiro Nível de Filtragem para o Sistema de Calorimetria. viii, xi, 24, 25, 54, 56, 58, 94
<i>L1Muon</i>	Primeiro Nível de Filtragem para o Espectrômetro de Múons. 24
LHC	<i>Large Hadron Collider</i> . vi, viii, 2, 5, 6, 8–10, 13, 33, 37, 46, 77
LHCb	<i>Large Hadron Collider beauty experiment</i> . 9
LINAC	Acelerador Linear. 8
LUCID	<i>LUMinosity Cherenkov Integrating Detector</i> . 51
MLP	<i>Perceptron</i> de Múltiplas Camadas. 35
MLP	<i>Perceptron</i> de Múltiplas Camadas. 4, 45

MP	Modelo Padrão de interação entre as partículas elementares. x, 3, 6–8
MSE	Erro Quadrático Médio. 49, 57, 59, 61
<i>pdf</i>	Função de densidade de probabilidade. 29, 31, 49
PDG	Particle Data Group. 48
PMT	Multiplicador de Fótons. 17
PS	Calorímetro Pré-Amostrador. 15, 18
<i>PSync</i>	<i>Proton Synchrotron</i> . 8
ROC	<i>Receiver Operation Curve</i> . xi, 50, 51, 60
RoI	Região de Interesse. 24–26, 30
RPROP	<i>Resilient Back-propagation</i> . 35, 36, 49
SCT	Detector de Rastreamento por Semicondutores. 11, 12, 14, 32
SF <sub>on</sub>	Sistema de Filtragem. <i>veja no glossário</i>
SI	Sistema Internacional de unidades e medidas. 8
SPS	<i>Super Proton Synchrotron</i> . 8
SR <sub>off</sub>	Sistema de Reconstrução ( <i>Offline</i> ) de Física. <i>veja no glossário</i>
T&P	<i>Tag and Probe</i> . 43, 47, 48, 66, 72
<i>TileCal</i>	Calorímetro Hadrônico de Telhas. x, 17, 19, 21
Trigger	Sistema de filtragem <i>online</i> . v, xi, xii, 2, 5, 26, 31, 39, 44, 50, 53, 54, 56, 58, 67, 70, 71, 75–77, 99
TRT	Detector de Rastreamento por Transição de Radiação. 11–14, 32
TT	Torre de Filtragem. 24, 25, 37

# Capítulo 1

## Introdução

Na aquisição de dados, diversos sensores podem ser utilizados para compor os canais de leitura de uma dada aplicação. Devido a isto, é comum obter a informação dos eventos de interesse registrada por um número grande de sensores, levando a pensar que uma análise multivariada possa ser mais efetiva do que uma análise monovariada, uma vez que a informação do evento fora medida por meio de diferentes e diversos sensores. Por outro lado, se esse conjunto de sensores origina um volume grande de dados, isto acarretará em um problema de *Big data*. Ainda mais, havendo o interesse por eventos raros, talvez seja imperativo o uso de um sistema de filtragem que atue de forma *online*.

Um processamento *online* naturalmente traz restrições de memória e velocidade. Em algumas situações, onde a informação é segmentada, o objetivo de filtragem pode ser abordado através de um *ensemble*. Por exemplo, pode-se construir uma máquina de comitê, que divide o espaço de decisão em regiões, de acordo com a granularidade do problema apresentado. Entretanto, a tomada de decisão deve ser simples, devido às restrições impostas pelo processamento *online*. Por outro lado, é necessário que não haja tendência na decisão, notadamente nas aplicadas em Medicina, onde um erro sistemático pode gerar um problema de saúde coletiva; e na Física, estas tendências podem mascarar um processo físico de interesse que se procura detectar experimentalmente. Eventualmente, o processamento *online* pode se tornar mais complicado se os sensores estiverem distribuídos de forma segmentada, tornando necessário agrupar essa informação para tomar uma decisão.

O filtro *online* é um sistema que irá eliminar os eventos que não são de interesse para o experimento e os eventos aceitos por este filtro são posteriormente analisados por um sistema *offline*. Com isto, quando há uma modificação no sistema *online*, é necessário averiguar o impacto desta mudança no sistema *offline*.

## 1.1 Motivação

O maior acelerador de partículas, atualmente, é o *Large Hadron Collider* (LHC), que está situado no *Centre Européene pour la Recherche Nucleaire* (CERN), em Genebra, na Suíça. O LHC acelera pacotes de prótons e direciona-os para colisão em 4 pontos distintos ao longo de seus 27,4 Km de circunferência. O experimento *A Toroidal LHC Apparatus* (ATLAS) é o maior dos experimentos do LHC e nele se realiza este trabalho.

O ATLAS é um experimento de propósito geral ou seja, busca um amplo espectro de processos físicos na faixa de energia do LHC. O LHC possibilitou descobertas e desenvolvimentos tecnológicos, destacando-se a primeira evidência da observação do bóson de Higgs em 2012 (anunciada conjuntamente com o experimento *Compact Muon Solenoid* (CMS)), o que contribuiu fortemente para que os físicos Peter Higgs e François Englert tenham sido laureados com o prêmio Nobel de Física em 2013.

Com o objetivo de acumular estatística suficiente para caracterizar processos raros como o bóson de Higgs, o LHC concentra pacotes de prótons direcionando-os a colisões com 13 TeV de energia de centro de massa a cada 25 ns. No ATLAS, o armazenamento por completo dos eventos exigiria uma taxa de aquisição de  $\sim 70$  TB/s, o que é impraticável. Assim, verifica-se a necessidade de um sistema de filtragem que atue de forma *online* e remova o vasto ruído de fundo do experimento, de modo a reduzir a taxa de armazenamento (para um posterior processamento *offline*) a um nível razoável.

Na busca por processos físicos mais raros, o LHC vem aumentando a sua luminosidade<sup>1</sup>, o que leva a uma maior ocupação do detector. Assim, um dado sinal, de uma terminada colisão, ainda está se desenvolvendo e um novo sinal de outra colisão pode começar a se desenvolver numa região próxima, deformando o primeiro sinal. Este processo é chamado de empilhamento (*pile up*) e irá impactar na detecção da física de interesse no ATLAS.

Para atingir os requisitos de latência do ATLAS, o sistema de filtragem *online* (Trigger) do ATLAS, aplica dois níveis sequenciais de processamento. O Primeiro Nível de Filtragem (L1) reduz esta taxa de eventos para 100 kHz, operando com uma latência inferior a  $2,5 \mu s$ . Este nível opera com *hardware* embarcado nos detectores do ATLAS. O segundo nível, chamado de Alto Nível de *Trigger* (*High Level Trigger* - HLT), mantém uma latência média de 550 ms e uma taxa de saída de 1 kHz. Em ambos os sistemas, a decisão é tomada através da avaliação do sinal desenvolvido pelas colisões no detector e com o uso de técnicas de reconhecimento de padrões.

Os decaimentos de partículas instáveis em elétrons são de particular interesse no

---

<sup>1</sup>Em Física de Partículas Elementares define-se luminosidade como sendo o número de eventos ( $N$ ) em um dado intervalo de tempo ( $t$ ) dividido pela seção de choque ( $\sigma$ ) de produção dos mesmos dado por:  $\mathcal{L} = \frac{1}{\sigma} \frac{dN}{dt}$ .

estudo dos eventos resultantes das colisões próton-próton no LHC, bem como nas colisões  $Pb - Pb$  (chumbo-chumbo). Entretanto, esse trabalho tratará apenas de colisões próton-próton. A identificação dos elétrons permite reconstruir<sup>2</sup> e identificar partículas mais pesadas produzidas nas colisões, ou provenientes do decaimento de outras partículas, como é o caso, por exemplo, do decaimento do bóson de Higgs em um par  $Z^0 Z^0$ , onde pelo menos um deles decai em um par elétron-pósitron, ou em um par  $W^+ W^-$ , onde pelo menos um  $W$  decai em um par composto por um elétron e o seu respectivo neutrino associado, uma vez que o número leptônico se conserva.

Os processos descritos pelo Modelo Padrão de interação entre as partículas elementares (MP) também apresentam a produção de elétrons. A busca por novas partículas, bem como por processos de “nova física”, envolve decaimentos com a produção de elétrons e/ou pósitrons.

As assinaturas de elétrons no ATLAS provêm de dois detectores, a saber, os calorímetros, responsáveis por medir a energia dos elétrons por meio da sua absorção total; e os detectores de silício, chamados detectores de traços (ou de trajetórias), responsáveis por medir a trajetória do elétron e seu momento.

O sistema de calorimetria do ATLAS é composto por mais de 200 mil canais de leitura, mas com baixa latência de leitura. De maneira geral, o processo de deposição de energia produz uma cascata de partículas nos calorímetros, que estão segmentados em sete camadas. A forma como se desenvolve esta cascata é útil na caracterização das partículas, tornando-se assim, fundamental para o sistema de filtragem *online* graças a baixa latência de leitura no calorímetro. Apesar do controle de qualidade dos canais, haverá flutuações estatísticas nos mesmos dentro dos limites impostos pela qualidade de produção. Assim, os calorímetros não são rigorosamente uniformes. Uma maneira de se atingir os níveis elevados de resolução e de tomada de decisão no ATLAS é ter modelos dedicados. Em contrapartida, dependendo da energia da partícula, o processo físico sofre alterações, então a assinatura de elétrons irá mudar com valor de energia. Combinando estas restrições, um *ensemble* que seja dedicado a uma dada posição específica, contornando as não uniformidades do detector e para uma dada energia, criando um foco para os processos desta faixa de energia, surge como solução para o processamento *online*.

Atualmente, o ATLAS possui dois algoritmos de classificação de elétrons que atuam na etapa de seleção rápida de calorimetria do HLT. Esta foi a solução encontrada para lidar com as altas taxas de eventos que estavam sobrecarregando o ambiente computacional do sistema de filtragem. Deste modo, o ATLAS decidiu, em 2017, mudar a estratégia de processamento das cadeias primárias com elétrons

---

<sup>2</sup>Reconstrução é o processo de interpretar os sinais eletrônicos produzidos no detector pela passagem das partículas oriundas da interação, possibilitando determinar suas trajetórias, energia, momento, carga elétrica, etc.

com energia transversa<sup>3</sup> maior que 15 GeV ( $E_T > 15$  GeV).

A classificação de candidatos a elétron com  $E_T$  inferior a 15 GeV se dá por meio de cortes em variáveis discriminantes, construídas a partir da informação extraída dos calorímetros. Por outro lado os candidatos com  $E_T$  superior a 15 GeV são submetidos ao algoritmo *NeuralRinger* [1], que realiza a compactação da informação utilizando conhecimento especialista e mantendo a interpretação do processo de interação da partícula com o detector. Ambos utilizam a técnica de *ensemble*, sendo um *ensemble* de cortes e outro de redes neurais especialistas, ambos construídos em função da energia e da posição da partícula. Esta divisão em 15 GeV contempla a variação da interação das partículas com o calorímetro e que, abaixo deste patamar, são produzidas maiores flutuações, uma vez que a resolução de energia do calorímetro é proporcional à  $1/\sqrt{E}$ .

O *NeuralRinger* é um algoritmo desenvolvido pelo Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE/UFRJ) e foi proposto na década de 1990 [2]. O *NeuralRinger* solucionou o problema oriundo do empilhamento causado pelo aumento da taxa de colisões próton-próton, mantendo as taxas de saída do HLT controladas sem sobrecarregar o sistema. No entanto, como citado, o algoritmo *NeuralRinger* não opera em toda faixa de energia do detector, não havendo assim, uma versão deste algoritmo para as regiões de baixa energia ( $E_T < 15$  GeV). Nesta região, o ATLAS possui cadeias de processamento dedicadas ao estudo do hádron-B que, devido ao aumento da taxa de colisões e a taxa limite de leitura do calorímetro hadrônico, acabou por sobrecarregar o HLT. Assim a extensão *NeuralRinger* se apresenta como uma possível solução para este problema, além da possibilidade de reduzir o ruído de fundo como foi observado acima de 15 GeV, com a introdução deste algoritmo.

## 1.2 Objetivo

O objetivo deste trabalho é estender a atuação do *NeuralRinger* para a região com energia transversa inferior a 15 GeV e compará-lo com o atual modelo de referência em operação, que é baseado em cortes rígidos. Esta extensão é feita a partir de um *ensemble* que se baseia na energia ( $E_T$ ) da partícula incidente e posição com que esta partícula penetrou o calorímetro (definida pela sua pseudorapidez, referida como  $\eta$ , a qual será definida no Capítulo 2). Assim este *ensemble* é composto por 3 regiões de  $E_T$  e 5 regiões de  $\eta$ , totalizando 15 regiões de processamento. Para cada região, utilizaram-se redes neurais do tipo *Perceptron* de Múltiplas Camadas (MLP).

---

<sup>3</sup>A energia transversa de um objeto com massa  $m$  e momento transverso  $p_T$  é dada por:  $E_T = \sqrt{m^2 + p_T^2}$ .

Todo desenvolvimento foi realizado tendo como base o *NeuralRinger*, que opera na região de  $E_T > 15$  GeV, com o intuito de passar a ser o algoritmo de referência na próxima coleta de dados do ATLAS (*Run 3*).

### 1.3 Resultado Obtidos

O trabalho foi concebido com uso de dados experimentais de colisão próton-próton coletados durante o períodos de 2017 e 2018. Projetou-se um *ensemble* composto por 15 redes neurais, cada uma responsável por uma região específica do espaço de fase do problema de detecção de elétrons com  $E_T < 15$  GeV. O *ensemble* baseado no *NeuralRinger*, quando comparado ao atual método utilizado pelo ATLAS, obteve bons resultados reduzindo a probabilidade de falso alarme ( $P_F$ ), que era  $\approx 38\%$ , para  $\approx 11\%$ , no critério mais restritivo. Os resultados da emulação do sistema de Trigger também demonstraram a redução do  $P_F$ , tanto na etapa rápida quanto no final do HLT, onde antes, na etapa rápida, operava-se com  $P_F$  em entre 30% e 40% e com o *NeuralRinger* estes valores foram reduzidos para 2% a 6%. Esta redução se reflete no final do HLT, que operava com valores de  $P_F$  entre 0,06% até 0,78% e, com o *NeuralRinger*, estes valores passam a se situar entre 0,05% e 0,48%.

Os resultados do *NeuralRinger* se mostraram superiores, principalmente com relação à redução do  $P_F$ , o que possibilitou o uso de um novo ponto de operação, o qual traz um maior equilíbrio entre a pureza da amostra e a estatística<sup>4</sup> disponível. Este ponto de operação foi chamado de ***Very Medium*** e os seus resultados serão apresentados durante o texto.

Realizou-se uma comparação entre ambas estratégias com o intuito de verificar o comportamento de ambas. Tal comparação revelou a tendência do *NeuralRinger* em coletar elétrons que estão em melhor acordo com as variáveis utilizadas pelo sistema *offline*.

### 1.4 Organização da Dissertação

No segundo Capítulo é apresentada uma breve introdução à Física de Partículas, seguida pela apresentação do LHC e do experimento ATLAS, com seus subsistemas de detectores. O terceiro Capítulo irá tratar do sistema de filtragem *online* de elétrons do ATLAS, realizando um paralelo com alguns experimentos. O quarto Capítulo descreve a extensão do *NeuralRinger* para a região abaixo de 15 GeV, o método utilizado para o ajuste do ensemble, bem como os dados utilizados. Os

---

<sup>4</sup>Neste trabalho utiliza-se o termo estatística para designar a quantidade de amostras disponíveis.

resultados obtidos são detalhados no Capítulo cinco, e as conclusões se encontram no Capítulo seis, junto aos trabalhos futuros, seguidos pela bibliografia.

## Capítulo 2

# Física de Partículas, LHC e o experimento ATLAS

A Física de Partículas tem por objetivo o estudo e a compreensão dos constituintes básicos do universo [3]. A busca pelo elemento primordial, pela matéria prima que compõe o universo, teve início com os gregos jônicos [4, 5], pré-socráticos, isto é, aqueles que antecederam o filósofo Sócrates de Atenas (c. 469 a.C. - Atenas, 399 a.C). Havia concepções unitárias (monistas) para a *arché* (princípio, em grego) e as plurívocas, essas ideias criaram uma fascinante discussão que ainda é intrigante para os físicos modernos.

Mais tarde, surge com Leucipo de Abdera e com seu discípulo Demócrito a chamada escola atomista e o conceito de átomo [4, 5]. Eles afirmavam que os menores componentes da matéria eram corpúsculos indivisíveis em movimento num vazio infinito. Após Demócrito e sua escola atomista, a ciência moderna voltaria ao estudo dos componentes primordiais primeiramente por intermédio da Química, através de grandes nomes como John Dalton e Mendeleev, e posteriormente no século 19 com Thompson e a descoberta do elétron.

Atualmente, os resultados experimentais e teóricos deram origem ao Modelo Padrão das Partículas Elementares (MP) [3, 6]. Este modelo descreve as partículas fundamentais e suas interações. O MP é dividido em dois grupos, baseando-se no *spin* das partículas: os férmions, partículas que possuem *spin* semi-inteiro, compostos por léptons e quarks e os bósons, partículas que possuem *spin* inteiro. O *spin* é um dos números quânticos que caracterizam as partículas elementares, sendo uma propriedade associada ao movimento de rotação em torno do seu próprio eixo e que não depende da velocidade linear da mesma. A Figura 2.1 apresenta um esquema que resume o conhecimento atual sobre as partículas fundamentais que compõem o MP.

Cada um dos férmions ( $f$ ) possui uma antipartícula associada, em geral, as antipartículas são representadas por  $\bar{f}$  e possuem carga oposta. Quando são carregadas,

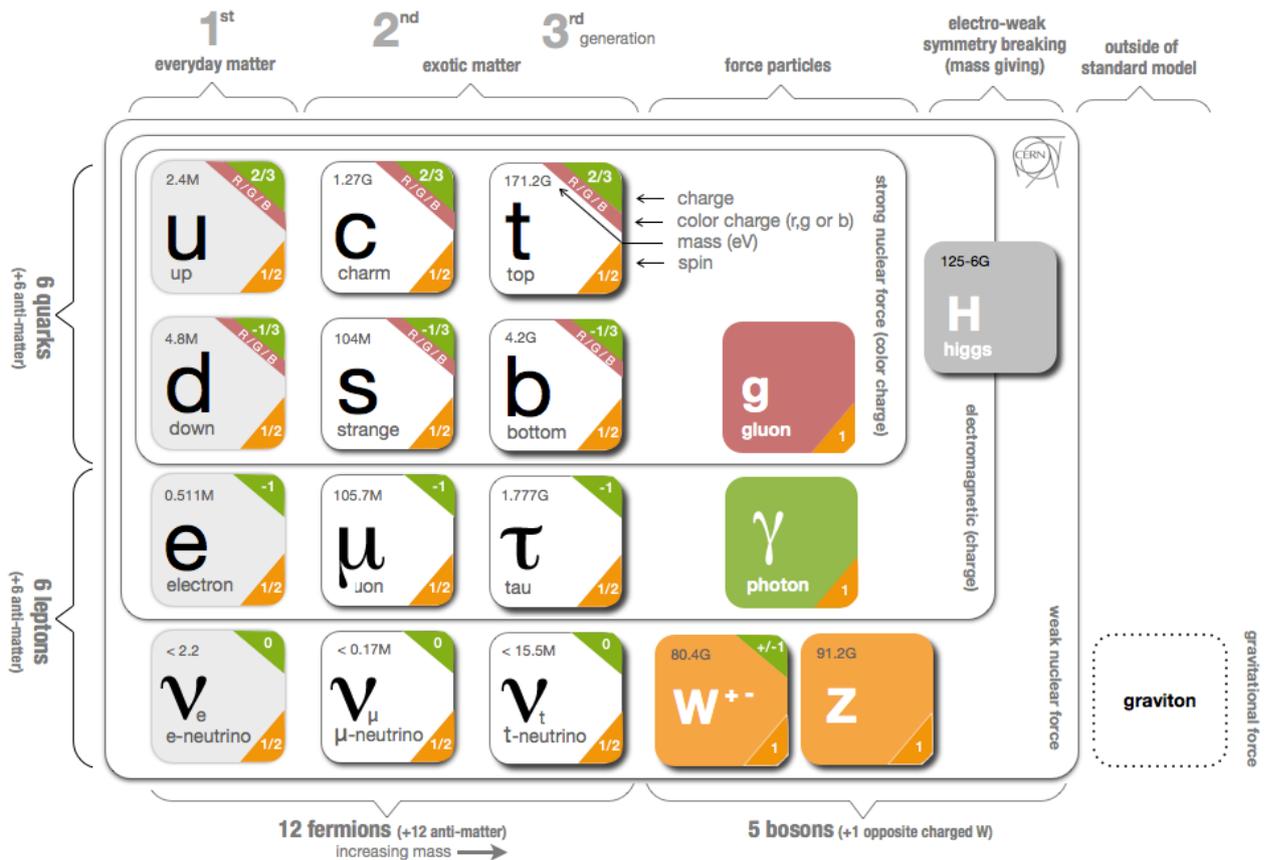


Figura 2.1: Esquema com as partículas que compõem o MP. Extraída de [7]

também é utilizado o sinal da carga elétrica para representá-la. Um exemplo é o caso do elétron ( $e^-$ ), em que podemos representar sua antipartícula (pósitron) por  $e^+$ .

Existem seis léptons conhecidos [3, 6], que se apresentam em pares, chamadas de gerações, ou famílias. Cada geração possui um lépton carregado e um neutrino associado ao lépton. Os três léptons carregados são o elétron ( $e^-$ ), o múon ( $\mu^-$ ) e o tau ( $\tau^-$ ), sendo os neutrinos associados, o neutrino do elétron ( $\nu_e$ ), neutrino do múon ( $\nu_\mu$ ) e o neutrino do tau ( $\nu_\tau$ ).

De maneira similar aos léptons, existem seis tipos (sabores) de quarks que se apresentam em pares. Eles são chamados de *down* (d), *up* (u) (primeira geração); *strange* (s), *charm* (c) (segunda geração) e *bottom* (b), *top* (t) (terceira geração) e cada quark possui um antiquark associado. As propriedades dos quarks não podem ser medidas diretamente, por isso, são realizadas medidas indiretas a partir de partículas formadas por quarks e antiquarks, os chamados hádrons.

Alguns bósons atuam como mediadores, o fóton ( $\gamma$ ) atua como mediador das

interações eletromagnéticas, enquanto os bósons  $W^\pm$  e  $Z^0$  são mediadores da força fraca. Por fim, glúon ( $g$ ) é o mediador da força forte. O bóson de Higgs é responsável por dotar as partículas de massa. O gráviton, presente na Figura 2.1, em analogia aos outros bósons mediadores, é o mediador da interação gravitacional. Entretanto, o MP não trata da interação gravitacional, visto que a massa das partículas é muito pequena e conseqüentemente a intensidade da interação gravitacional entre elas é muito menor do que a intensidade de qualquer uma das outras três interações fundamentais.

A energia das partículas é comumente medida em termos de eV (elétron-volt, equivalente  $1,6 \times 10^{-19}$  J no Sistema Internacional (SI)), que é a energia obtida pelo elétron quando submetido ao potencial de 1 Volt. A massa também é dada em eV, visto que a equação de Einstein nos dá:

$$E = mc^2 \implies m = \frac{E}{c^2} \quad (2.1)$$

onde  $E$  é a energia,  $m$  é a massa e  $c$  é a velocidade da luz. Daí subentende-se que para obter a massa em unidades de gramas ( $g$ ), e seus múltiplos, deve-se dividir o valor por  $c^2$ .

## 2.1 O Grande Colisor de Hádrons (LHC)

O Grande Colisor de Hádrons (LHC) [8, 9] é, atualmente, o maior acelerador de partículas em operação no mundo. O propósito é o estudo dos processos físicos descritos pelo MP, bem como por modelos denominados além do MP, nas colisões com energia de centro de massa até 14 TeV. O LHC possui um formato circular, cujo anel possui 27,4 km de comprimento.

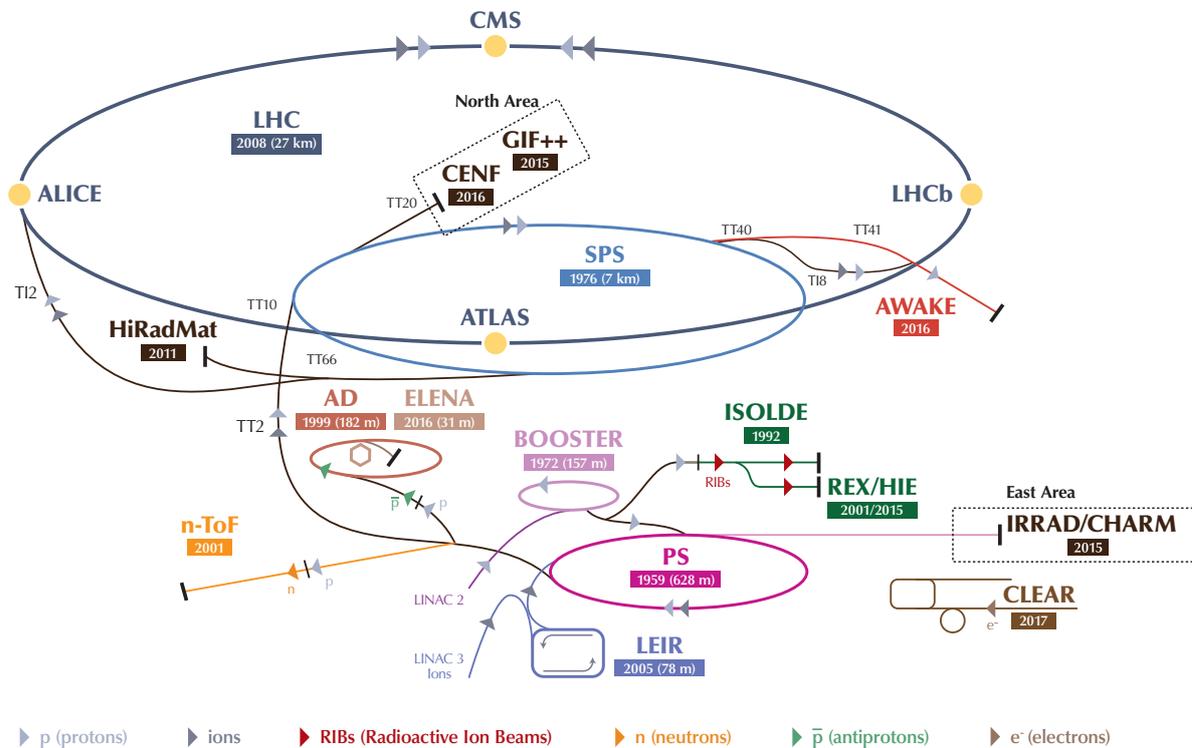
O LHC foi construído para atingir altas taxas de eventos, de modo a produzir estatística<sup>1</sup> suficiente para a detecção de eventos raros. Para isto, realizam-se colisões  $p-p$  (próton-próton), além de colisões  $p-Pb$  (próton-chumbo) e  $Pb-Pb$  (chumbo-chumbo). Neste trabalho, apenas colisões  $p-p$  foram consideradas. A energia obtida nas colisões do LHC é fruto de uma cadeia de aceleração [8], na qual o CERN utiliza alguns de seus antigos aceleradores (Figura 2.2).

Os feixes de prótons são extraídos do núcleo de átomos de hidrogênio. Após a extração, os mesmos são acelerados pelo acelerador linear LINAC2, obtendo 50 MeV de energia no centro massa. Adiante, os prótons continuam a ser acelerados, desta vez com o uso de síncrotrons, aceleradores de formato circular: *Proton Synchrotron Booster* (BOOSTER) atingindo até 1,4 GeV; *Proton Synchrotron (PSync)* obtendo 25 GeV; *Super Proton Synchrotron* (SPS) alcançando 450 GeV. Por fim, os prótons

---

<sup>1</sup>No contexto deste trabalho entende-se por estatística a quantidade de amostras disponíveis.

## The CERN accelerator complex Complexe des accélérateurs du CERN



LHC - Large Hadron Collider // SPS - Super Proton Synchrotron // PS - Proton Synchrotron // AD - Antiproton Decelerator // CLEAR - CERN Linear Electron Accelerator for Research // AWAKE - Advanced WAKEfield Experiment // ISOLDE - Isotope Separator OnLine // REX/HIE - Radioactive EXperiment/High Intensity and Energy ISOLDE // LEIR - Low Energy Ion Ring // LINAC - LINear ACcelerator // n-ToF - Neutrons Time Of Flight // HiRadMat - High-Radiation to Materials // CHARM - Cern High energy AccelRator Mixed field facility // IRRAD - proton IRRADIation facility // GIF++ - Gamma Irradiation Facility // CENF - CErn Neutrino platform

Figura 2.2: Complexo de aceleradores do CERN. As setas cinzas representam o sentido de deslocamento dos prótons e no topo do complexo encontra-se o LHC. Extraído de [10]

são direcionados para o LHC, onde atingem 13 TeV de energia no centro de massa. As colisões ocorrem em quatro pontos ao longo do LHC onde estão localizados os principais experimentos: ATLAS, CMS, ALICE e LHCb.

## 2.2 O Experimento ATLAS

O experimento ATLAS [11, 12] (Figura 2.3) é o maior dos quatro experimentos do LHC, medindo 44 metros de comprimento por 25 metros de altura e pesando aproximadamente 7000 toneladas.

O ATLAS utiliza um sistema de coordenadas (Figura 2.4) no qual a origem é o ponto de interação (IP) e a direção do eixo  $z$  é paralela à direção do feixe de

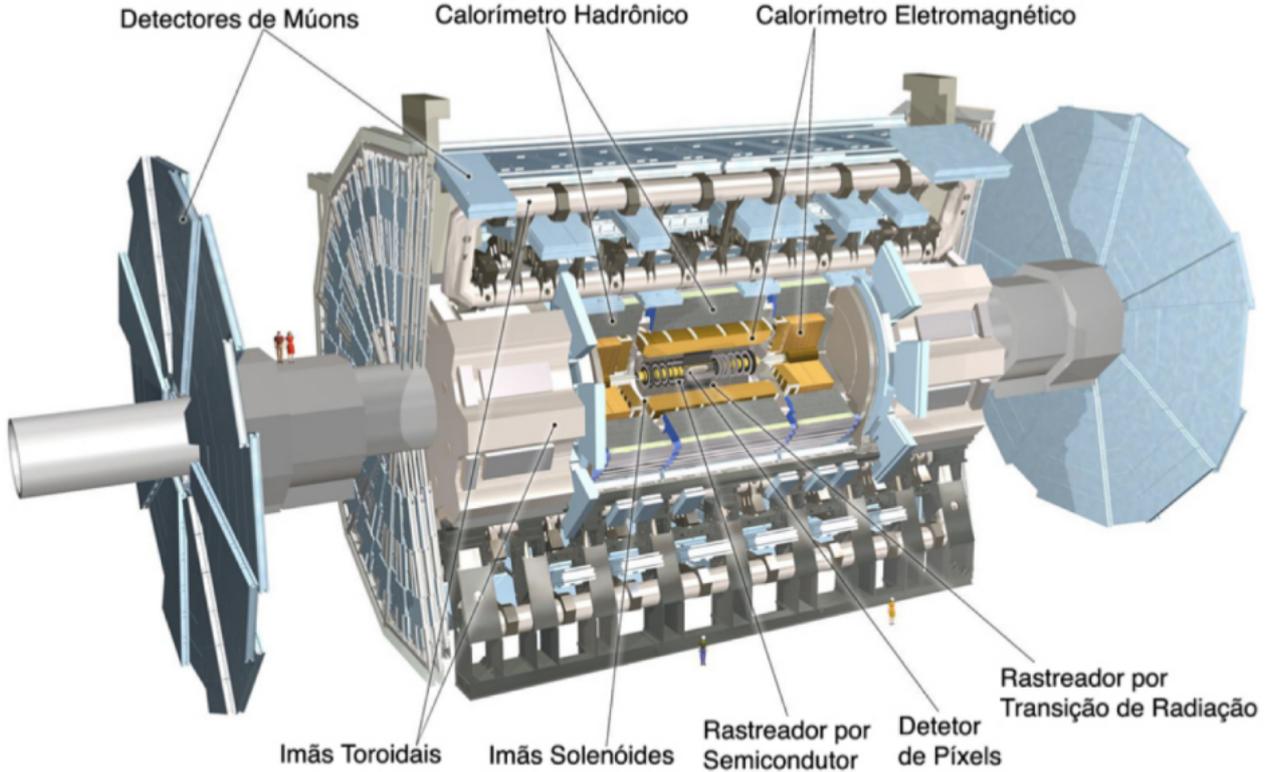


Figura 2.3: O experimento ATLAS e seus subsistemas. Extraído de [13].

partículas. O eixo  $x$  aponta do IP para o centro da circunferência do LHC e o eixo  $y$  é perpendicular ao eixo  $x$ , tendo o sentido positivo para cima. São utilizadas coordenadas cilíndricas  $(r, \phi)$ , onde  $\phi$  é o ângulo azimutal tomado em relação ao eixo  $x$  e definido no plano  $xy$ . O  $\theta$  é o ângulo polar em relação ao eixo  $z$ . A pseudorapidez ( $\eta$ ) [14] é definida em termos do ângulo polar:

$$\eta = -\ln \tan \left( \frac{\theta}{2} \right) \quad (2.2)$$

Define-se como plano transverso o plano- $xy$  e a projeção de uma dada grandeza  $\alpha$  neste plano é indicada pelo subscrito  $\alpha_T$ , como exemplo temos o momento transverso que é a projeção do momento no plano transverso denotada por  $p_T$ .

O ATLAS possui três sistemas principais de detectores: o Detector Interno<sup>2</sup> (ID) [16, 17], que possibilita medir a trajetórias das partículas carregadas, o sistema de calorímetros [18, 19], que tem o propósito de medir a energia das partículas, absorvendo-as, e o Espectrômetro de Múons [20], que é responsável pela detecção de múons. A Figura 2.5 ilustra a forma com que as partículas interagem ao longo dos sub-detectores do ATLAS. Somente as partículas eletricamente carregadas deixam traços no Detector Interno. No Calorímetro Eletromagnético partículas como elétrons, pósitrons e fótons são totalmente absorvidas. O Calorímetro Hadrônico,

<sup>2</sup>Também referenciado como Detector de Traços

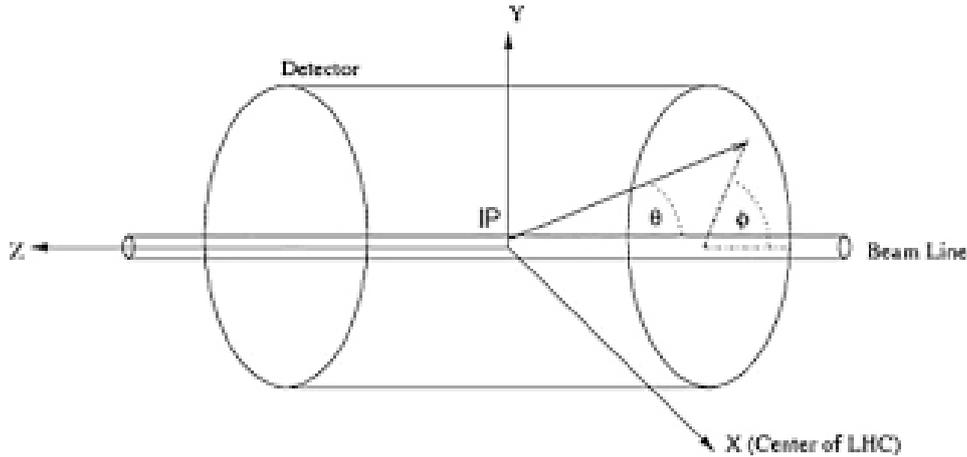


Figura 2.4: Sistema de coordenadas adotado pelo ATLAS. Extraída de [15]

irá absorver partículas como píons e káons. Os múons, embora sejam partículas que contem componentes eletromagnéticas irão atravessar o calorímetro eletromagnético e serão detectados apenas pelo Espectrômetro de Múons. Os neutrinos não são diretamente detectados por nenhum dos sub-detecores do ATLAS.

O ATLAS possui formato cilíndrico assim como seus detectores, estes por sua vez, estão dispostos de forma concêntrica. São utilizadas duas tampas, que também atuam como detectores, com formato cônico para tornar o detector mais hermético possível.

### 2.2.1 Detector Interno

O Detector Interno (ID) (Figura 2.6) é o detector mais próximo do ponto de interação do ATLAS e tem o propósito de registrar a trajetória das partículas carregadas oriundas das interações no centro do detector, possibilitando a medir seu momento e a reconstruir os vértices primário<sup>3</sup> e secundário(s) da interação. O ID tem 7 metros de comprimento, 115 centímetros de diâmetro, cobre uma região de  $|\eta| < 2,5$  e é composto por três subsistemas (Figura 2.7): o Detector de Pixel (*Pixel Detector*) [22], o Detector de Rastreamento por Semicondutores (SCT) [23] e o Detector de Rastreamento por Radiação de Transição (TRT) [24].

O Detector de Pixel é o de maior resolução, dentre todos os que compõem o ID, chegando a  $10^{-6}$  m. É constituído por sensores de silício medindo  $50 \times 400 \mu\text{m}$  cada. Este é o primeiro detector atingido pelas partículas produzidas nas colisões.

O Detector de Pixel também é responsável por proporcionar ao ID a capacidade de distinguir jatos originados por partículas como hádrons-B e/ou taus. Durante a segunda temporada de tomada de dados (*Run 2*), melhorias foram feitas neste detector, conferindo ao ATLAS uma melhor resolução na medição dos vértices e

<sup>3</sup>Ponto de origem da colisão  $p - p$

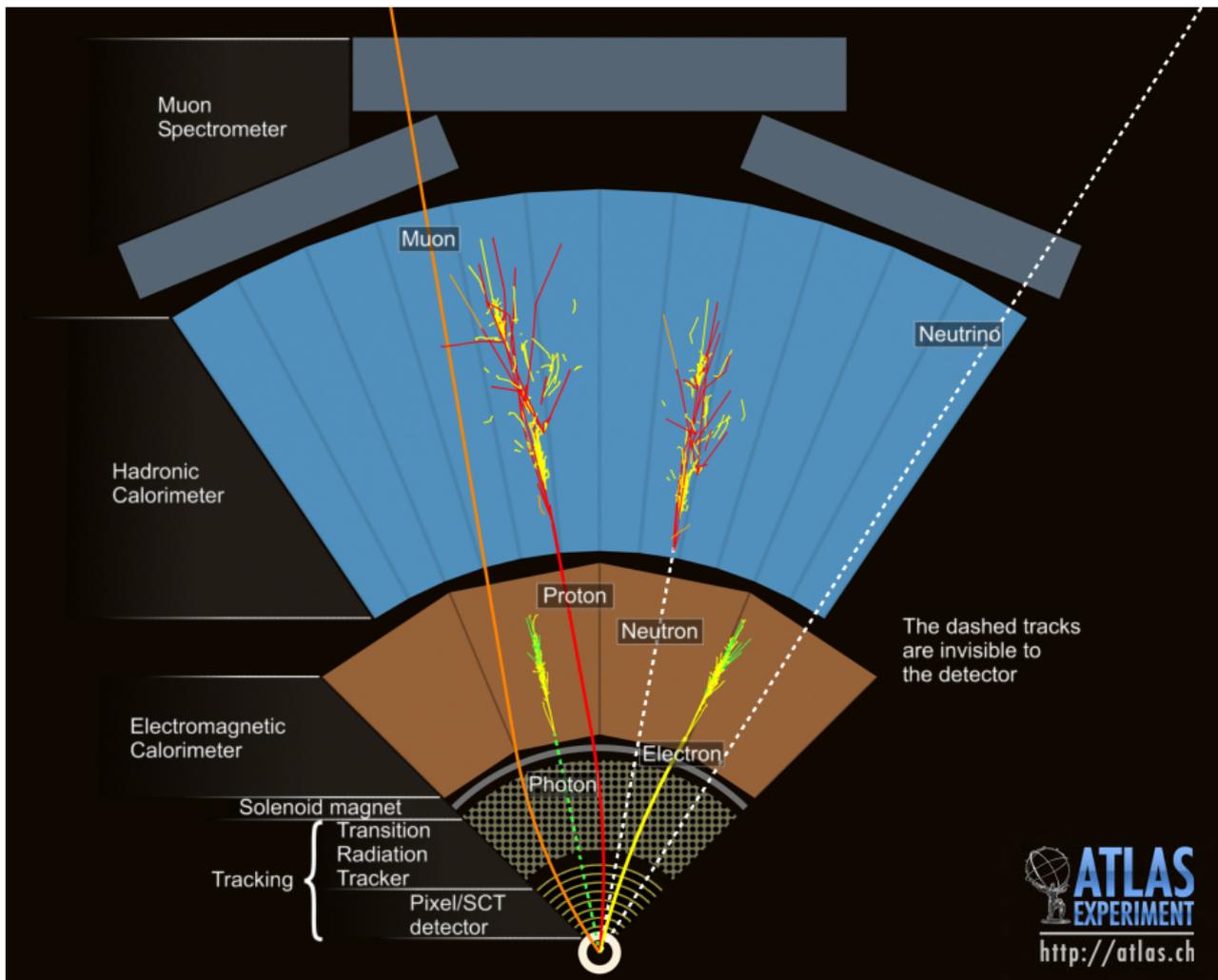


Figura 2.5: Exemplos de interações de partículas nos diferentes detectores que compõem o ATLAS. Extraído de [21].

na discriminação de mésons-B [26]. O Detector de Pixel é composto de três barris localizados a uma distância radial média de  $\sim 5$  cm, 10 cm, 13 cm e três tampas em cada lado.

O SCT foi projetado para fornecer maior precisão na região intermediária do ID, fornecendo oito pontos de precisão por traço, que contribuem para as medições de momento, parâmetro de impacto, posição do vértice primário e no bom reconhecimento de padrões pelo uso de fina granularidade. Na região do barril o SCT é composto por quatro camadas duplas de tiras de silício. Na região da tampa, sua composição é similar a do barril, no entanto, utilizam-se discos planares formados com tiras de silícios.

O último subsistema associado ao ID é o TRT, que busca realizar a medição contínua do traço utilizando uma quantidade consideravelmente menor de material e custo. Este detector fornece cerca de 30 pontos por traço. O sinal é coletado através de tubos cilíndricos de deriva (em inglês, *cylindrical drift tubes*), que, devido

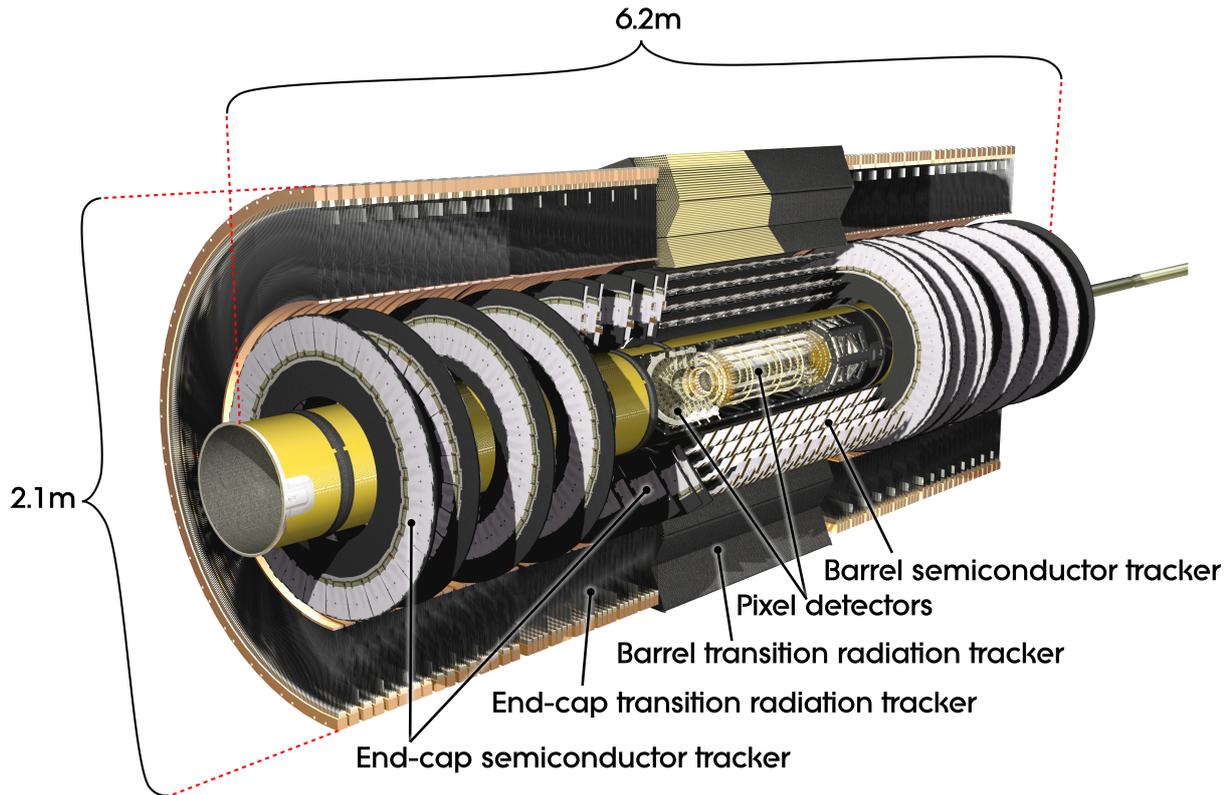


Figura 2.6: Detector Interno do experimento ATLAS. [25]

ao seu diâmetro reduzido e o isolamento dos sensores dentro de volumes individuais de gás, possibilitam a operação nas altas taxas do LHC. Na região do barril, há cerca de 50 mil canais e na região da tampa possui 300 sensores radiais.

O TRT tem a capacidade de realizar a identificação elétron-píon baseada na energia depositadas nos tubos. Durante a primeira temporada de tomada de dados (*Run 1*) a composição dos gases contida nos tubos era 70% Xe + 27% CO<sub>2</sub> + 3% O<sub>2</sub>, tal composição permitiu ótima discriminação elétron-píon. Entretanto, devido ao vazamento do gás dos tubos e o alto preço do xenônio, decidiu-se mudar para uma mistura com argônio líquido (LAr), com potencial discriminatório menor e para suplementar isto o ATLAS adicionou uma nova grandeza discriminante (eProbabilityHT).

## 2.2.2 Sistema de Calorimetria

Na calorimetria [27–29], a energia das partículas é absorvida através da interação das mesmas com o calorímetro, sendo este um processo de detecção destrutivo. Os calorímetros podem ser classificados de duas maneiras: calorímetros homogêneos ou calorímetros de amostragem [27].

Os calorímetros de amostragem utilizam dois materiais, sendo um passivo, res-

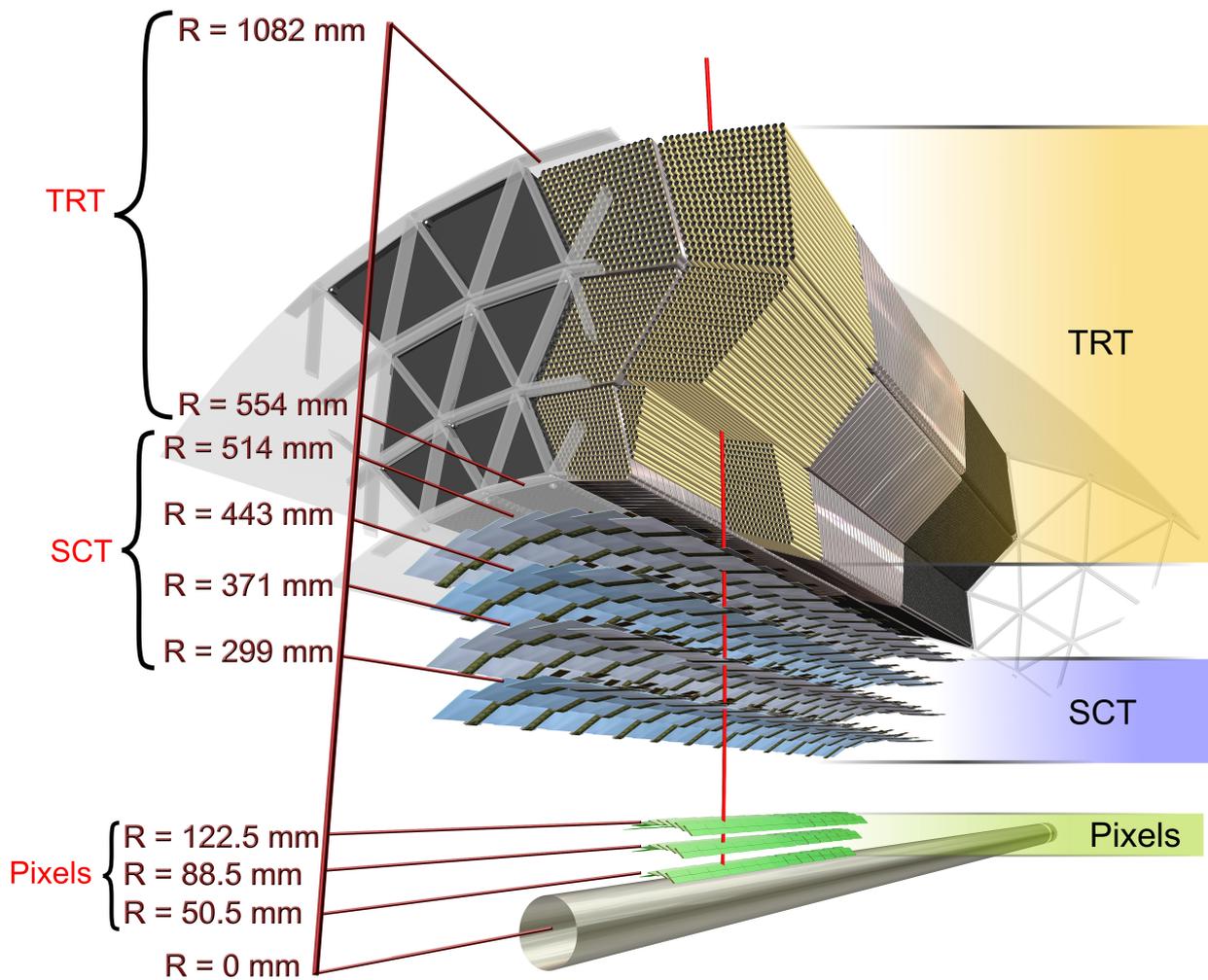


Figura 2.7: Seção de corte do ID onde é possível identificar o Detector de Pixel, SCT e TRT. Extraído de [25]

ponsável por interagir com a partícula, absorvendo-a, e um material ativo, este por sua vez irá gerar, ou amostrar o sinal. Os calorímetros homogêneos utilizam apenas um único material que realiza ambas as tarefas e, por isso, possuem uma melhor resolução de energia, quando comparados com calorímetros de amostragem, visto que parte da energia da interação da partícula com o material passivo do calorímetro de amostragem é perdida [27]. Entretanto, calorímetros de amostragem são mais baratos e por isso tornam-se uma opção viável para grandes sistemas, como o ATLAS, e a resolução de energia do calorímetro é diretamente influenciada pela energia das partículas, aumentando sua resolução quando a energia das partículas aumenta.

O sistema de calorimetria do ATLAS [18, 19] (Figura 2.8) utiliza apenas calorímetros de amostragem. Começando pelo Calorímetro Pré-Amostrador (PS) que não possui meio passivo sendo constituído unicamente por uma fina camada de composta por LAr na região de  $|\eta| < 1,8$ . Na região do barril ( $|\eta| < 1,52$ ) existem eletrodos dispostos de forma perpendicular ao feixe medindo 1,1 cm de comprimento e na região da tampa ( $1,52 < |\eta| < 1,8$ ) a configuração dos eletrodos é feita de maneira paralela e seu comprimento é de 0,5 cm. Sua função é absorver as partículas oriundas de chuveiros que são formados antes dos principais calorímetros do ATLAS.

O Calorímetro Eletromagnético (ECAL) é responsável por absorver fótons e elétrons [19]. Embora o múon também seja um lépton, eles conseguem atravessar grandes quantidades de material sem perder muita energia, por isto a detecção dos múons é feita no Espectrômetro de Múons [20]. O Calorímetro Hadrônico (HCAL) irá absorver as partículas hadrônicas, como káons e píons [18].

Por fim, é utilizado o Calorímetro Dianteiro (FCAL) um calorímetro de menor precisão que tem como objetivo cobrir a região mais próxima do feixe ( $3,1 < |\eta| < 4,9$ ) e fornecer hermeticidade.

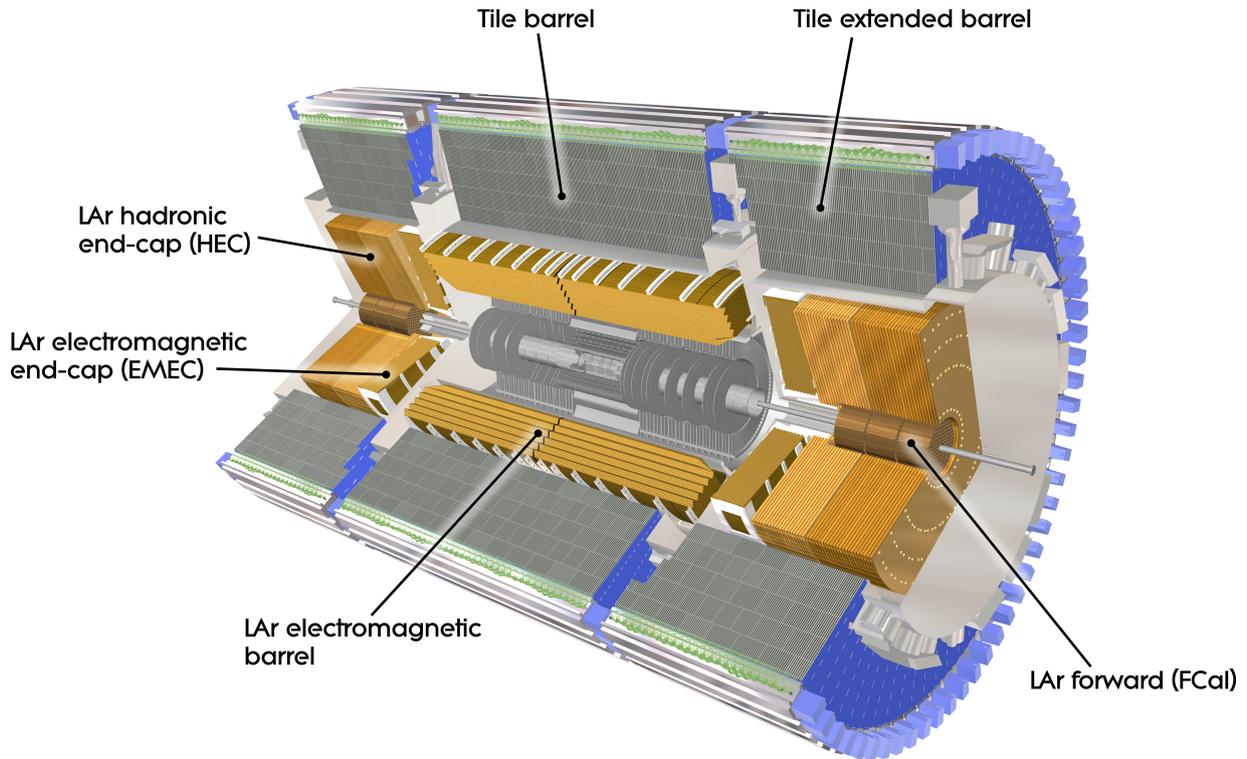


Figura 2.8: O sistema de calorimetria do ATLAS com seus calorímetros. Extraída de [30]

### 2.2.2.1 Calorímetro Eletromagnético (ECAL)

O ECAL é composto pelo barril (EMB) e a tampa (EMEC), conforme ilustra a Figura 2.9, ambos utilizam como meio ativo o argônio líquido (LAr) e como material absorvedor eletrodos de cobre, enquanto o meio passivo é composto por placas de chumbo. O ECAL do ATLAS foi construído para operar em uma larga faixa de energia que abrange 50 MeV até 3 TeV, com uma resolução que deve atender:

$$\frac{\delta E}{E} \approx \frac{10\%}{\sqrt{E}} \oplus 1\% \quad (2.3)$$

onde  $\oplus$  representa a soma em quadratura.

O sinal no ECAL é gerado através da absorção das partículas geradas pelo chuveiro, que causam a ionização do LAr. A estrutura do ECAL possui formato de acordeão, o que permite uma cobertura completa em  $\phi$  e uma extração rápida dos sinais dos eletrodos na parte frontal e traseira. Devido a limitações na construção e a estrutura do acordeão possuir um formato mais complexo na região da tampa há uma queda da granularidade em  $\eta$  nesta região (Tabela 2.1).

O ECAL possui ao todo três regiões de fissura (em inglês, *crack*), onde há uma degradação da resposta do detector, localizadas em  $|\eta| < 0,02$ ,  $1,37 < |\eta| < 1,54$  e  $2,47 < |\eta| < 2,5$ , devido especialmente a materiais que não contribuem para a medida (material morto).

A estrutura em formato de acordeão possibilita a segmentação do calorímetro isto permite a implementação de camadas com diferentes segmentações. O ECAL possui três camadas. Uma ilustração destas camadas encontra-se na Figura 2.10.

A primeira camada EM (EM1) é composta por tiras e grande granularidade em  $\eta$ , possibilita a realização de boas medidas de posição, esta camada é importante para detecção de fótons, uma vez que estes não são medidos pelo detector de traços e também são importantes para o casamento dos traços das partículas e seus respectivos chuveiros. Conforme  $\eta$  aumenta, a granularidade decai devido a limitações na construção das tiras que não podem ser feitas com menos de 5 mm.

A segunda camada EM (EM2) é responsável pela absorção da maior parte da energia. A segmentação desta camada ( $\Delta\eta \times \Delta\phi \approx 0,025 \times 0,025$ ), permite a contenção do perfil lateral do chuveiro mesmo em meio ao ruído do empilhamento e o ruído eletrônico da medição de energia.

A terceira camada EM (EM3), devido a redução do número de canais, possui uma menor granularidade em  $\eta$ . Desta forma, nesta camada é possível realizar a separação de chuveiros com alta energia e também na separação fóton-jato ( $\gamma$ -jato) e elétron-jato.

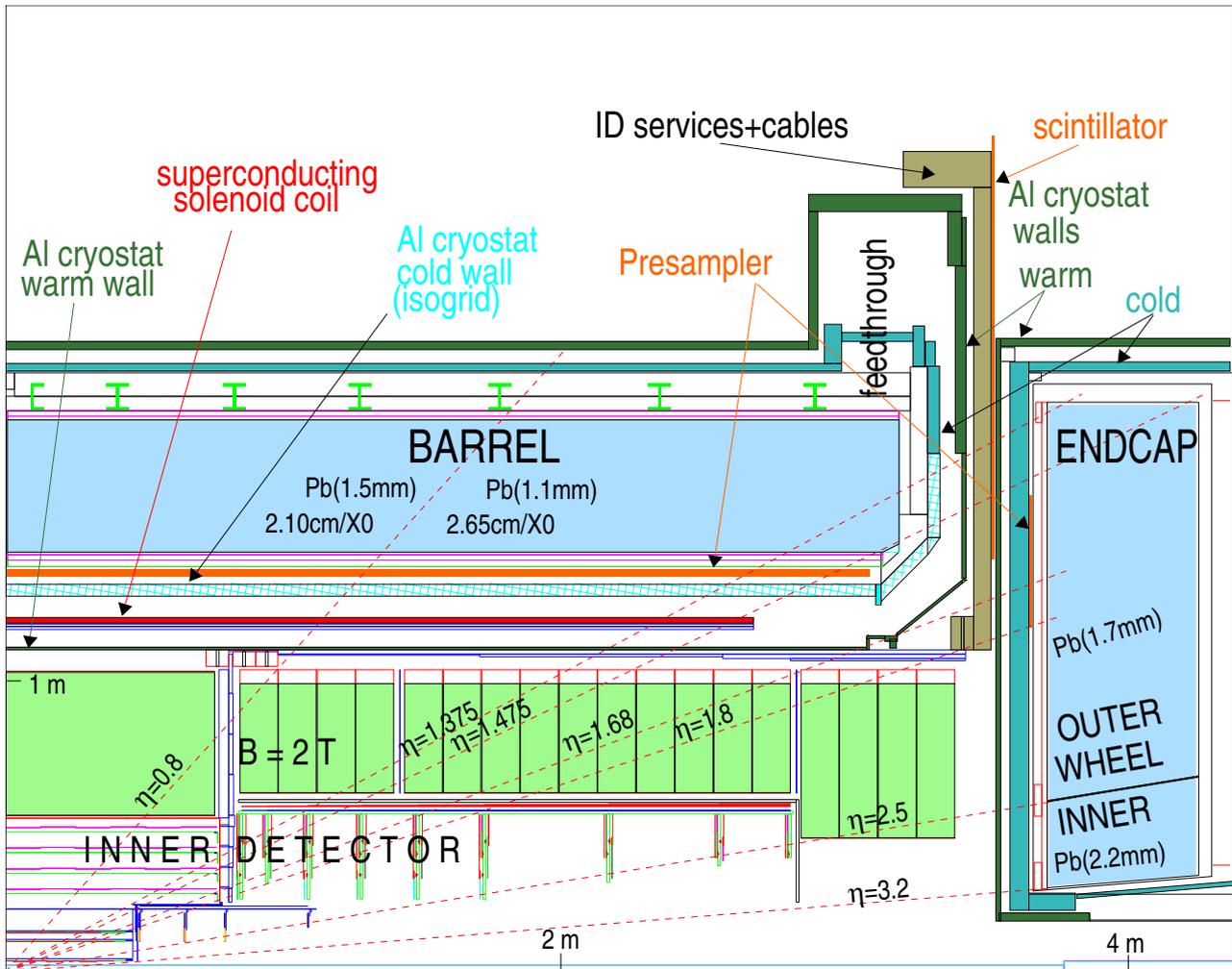


Figura 2.9: Corte longitudinal do ECAL. Extraída de [18]

### 2.2.2.2 Calorímetro Hadrônico (HCAL)

O ATLAS utiliza calorímetros com diferentes tecnologias para a região central e a região da tampa. Na região central encontram-se o Calorímetro Hadrônico de Telhas (*TileCal*) e o Calorímetro Intermediário de Telhas Cintilantes (ITC).

O *TileCal* possui esse nome devido ao uso de telhas de cintiladores de plástico como meio de amostragem e aço como material passivo. Os cintiladores de plástico são excitados pelas partículas do chuveiro, emitindo assim, fótons que são capturados através de fibras óticas para posteriormente terem seus sinais amplificados por meio de um Multiplicador de Fótons (PMT), uma ilustração é vista na Figura 2.11.

O *TileCal* tem a capacidade de fornecer três amostragens longitudinais e sua resolução de energia é dada por:

$$\frac{\delta E}{E} \approx \frac{50\%}{\sqrt{E}} \oplus 3\% \quad (2.4)$$

Localizado na transição entre a região do barril e a região da tampa, encontra-se

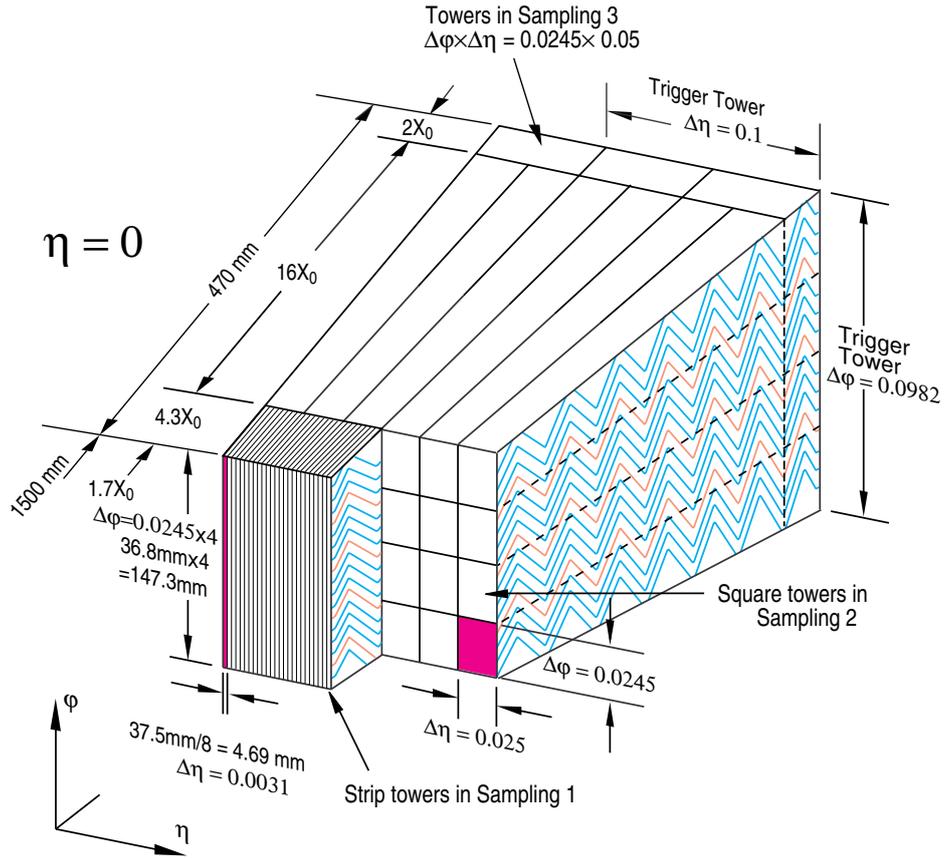


Figura 2.10: Ilustração da granularidade do ECAL em  $|\eta| = 0$ . Extraída de [18]

o ITC composto por uma barra cintiladora em  $1,0 < |\eta| < 1,6$  e duas células na região de  $0,8 < |\eta| < 1,0$  (Figura 2.12). A barra cintiladora possui 4 células, onde não há presença de material passivo, operando assim, de forma similar ao PS embora as tecnologias empregadas sejam distintas. A células da região de  $0,8 < |\eta| < 1,0$ , diferente da barra cintiladora, possuem material passivo.

O HCAL na região das tampas, denominado HEC, utiliza LAr como meio ativo devido aos altos níveis de radiação e emprega como material passivo o cobre. Em cada tampa, os calorímetros possuem 32 módulos, sendo cada módulo, composto por 24 chapas de cobre, para a primeira parte e 16 para segunda.

Os requisitos de linearidade e resolução para as tampas atendem aos especificados pela Equação (2.4). Na Figura 2.13 encontra-se uma ilustração dos módulos utilizados para as tampas.

### 2.2.2.3 Calorímetro Dianteiro (FCAL)

O FCAL foi desenvolvido de modo a resistir aos altos índices de radiação presentes próximo ao feixe. Em sua primeira camada, utiliza-se o cobre como material absorvedor sendo construído com pequenos buracos espaçados. Em cada um destes buracos são introduzidos hastes coaxiais e tubos compostos de cobre, separados por

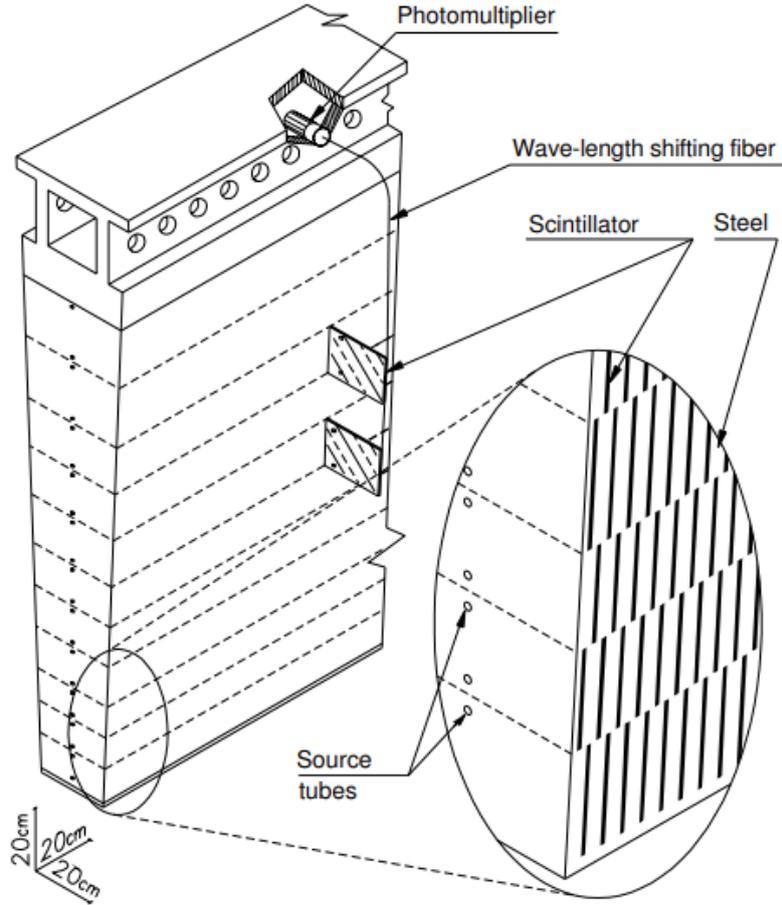


Figura 2.11: Telhas e cintiladores do *TileCal*. Extraído de [31]

uma fibra de plástico que é resistente a radiação. Esta estrutura compõe o material passivo, de modo que o espaço restante (meio de amostragem) é preenchido com LAr conforme visto na Figura 2.14.

A hermeticidade deste calorímetro, que cobre a região  $3 < |\eta| < 5$ , permite uma boa reconstrução dos jatos, e conseqüentemente, a determinação da energia transversa faltante<sup>4</sup> ( $\cancel{E}_T$ ), com precisão. A sua resolução de energia é dada por:

$$\frac{\delta E}{E} \approx \frac{100\%}{\sqrt{E}} \oplus 10\% \quad (2.5)$$

## 2.3 Espectrômetro de Múons

Os múons depositam apenas uma pequena fração de sua energia nos calorímetros, por isso são as únicas partículas que atravessam todas as camadas de detectores do

<sup>4</sup>A energia transversa faltante é definida para todas partículas visíveis  $i$ , como:  $\cancel{E}_T = -\sum_i \vec{p}_T(i)$

<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	$1,5 <  pseudorrapidez(\eta)  < 2,5$
		2 camadas	$1,375 <  \eta  < 1,5$
		2 camadas	$2,5 <  \eta  < 3,2$
Granularidade ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )			
Camada 1	$0,003 \times 0,1$	$0,025 \times 0,1$	$1,375 <  \eta  < 1,5$
		$0,003 \times 0,1$	$1,5 <  \eta  < 1,8$
		$0,004 \times 0,1$	$1,8 <  \eta  < 2,0$
		$0,006 \times 0,1$	$2,0 <  \eta  < 2,5$
		$0,1 \times 0,1$	$2,5 <  \eta  < 3,2$
Camada 2	$0,025 \times 0,025$	$0,025 \times 0,025$	$1,375 <  \eta  < 2,5$
		$0,1 \times 0,1$	$2,5 <  \eta  < 3,2$
Camada 3	$0,050 \times 0,025$	$0,050 \times 0,025$	$1,5 <  \eta  < 2,5$
Canais de Leitura	101760	62208 (ambos os lados)	
<b>Had. Telhas Cintilantes (TileCal)</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 ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ )	$0,1 \times 0,1$	$1,5 <  \eta  < 2,5$	
	$0,2 \times 0,2$	$2,5 <  \eta  < 3,2$	
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 sete camadas dos calorímetros. Adaptado de [32]

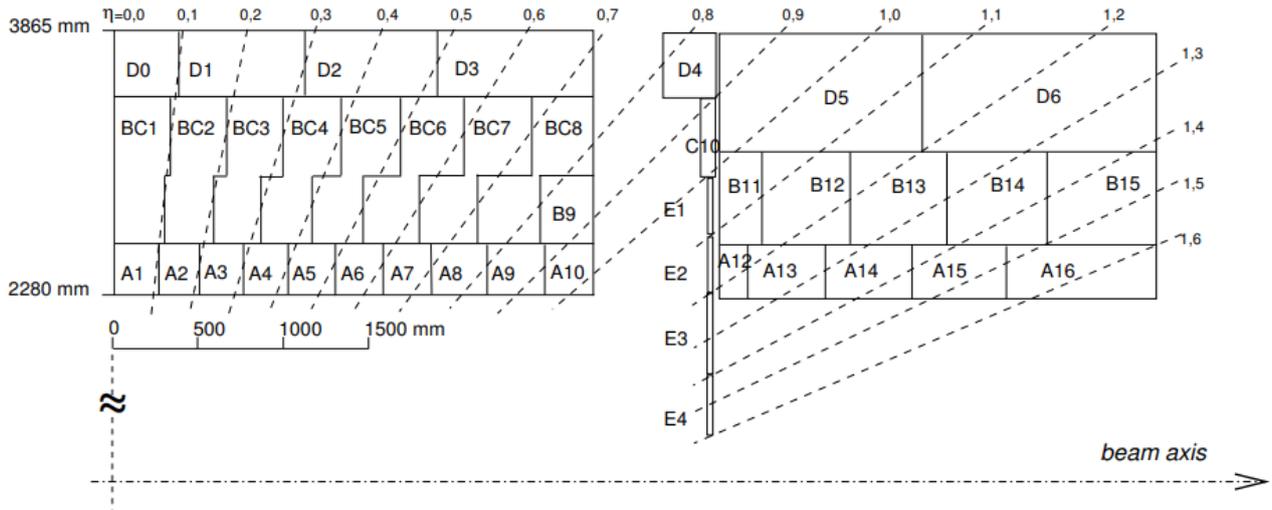


Figura 2.12: Visão geral esquemática do *TileCal* onde é possível ver o Barril (esquerda), Barril Estendido (direita) e o Calorímetro Intermediário é representado pelas células D4, C10, E1, E2, E3 e E4. As linhas horizontais representam a segmentação longitudinal, enquanto as linhas verticais são as fronteiras das células. As linhas tracejadas indicam valores de  $\eta$ . Extraído de [31]

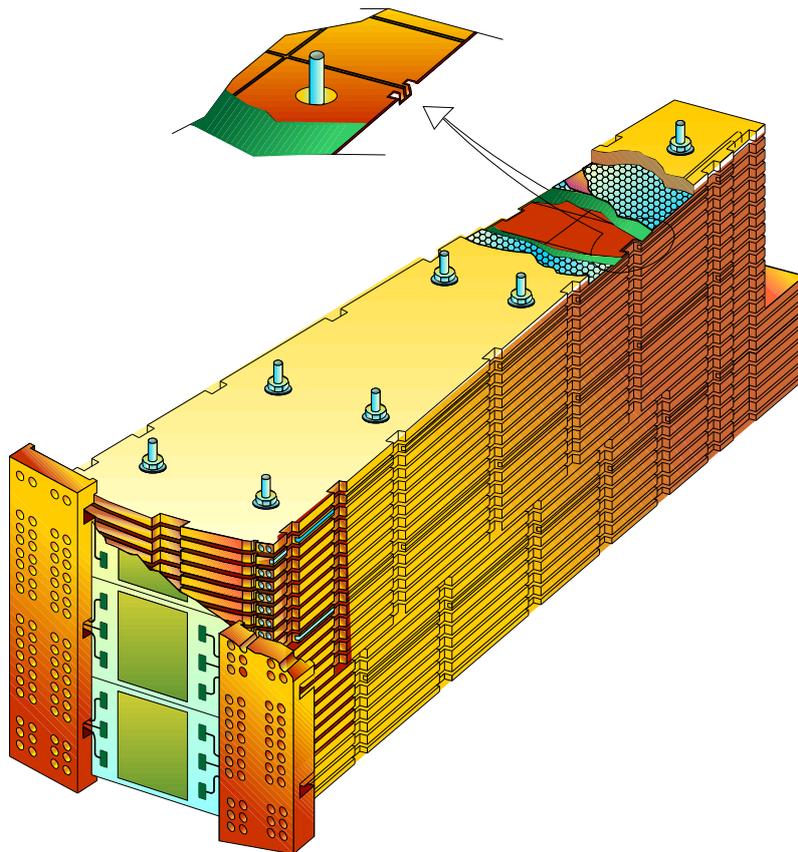


Figura 2.13: Ilustração dos módulos utilizados nas tampas do HCAL. Extraído de [14].

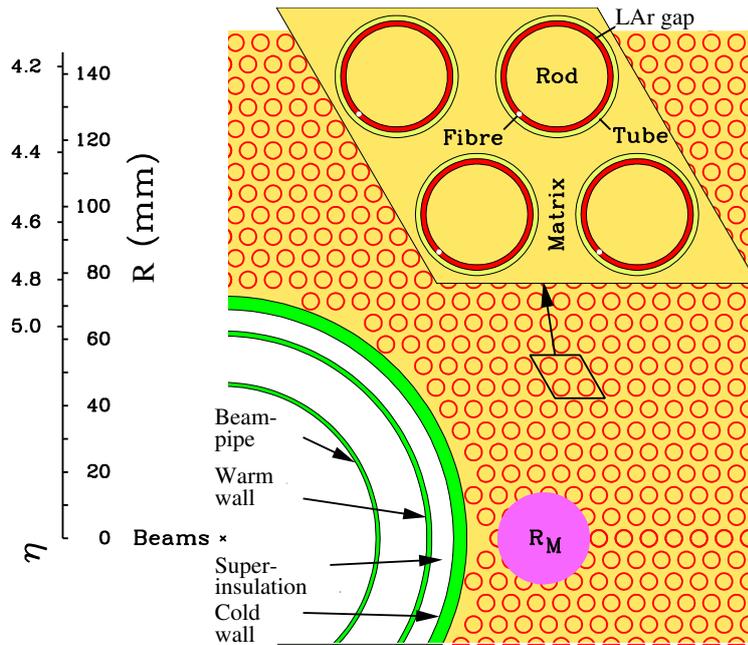


Figura 2.14: Estrutura da primeira camada do FCAL. Extraído de [14].

ATLAS. Devido a isto, câmaras de múons são posicionadas na camada exterior do ATLAS e envolvidas por um campo magnético adicional o que possibilita medir o momento dos múons de forma mais precisa.

O Espectrômetro de Múons [20] (Figura 2.15) é composto por milhares de de longos tubos de gás, com um fio longitudinal no centro de cada um. Quando um múon passa através destes tubos, ioniza o gás libertando elétrons e criando íons positivos, que se deslocam para o fio e para as paredes do tubo devido a grande diferença de potencial elétrico, criando assim um sinal elétrico mensurável.

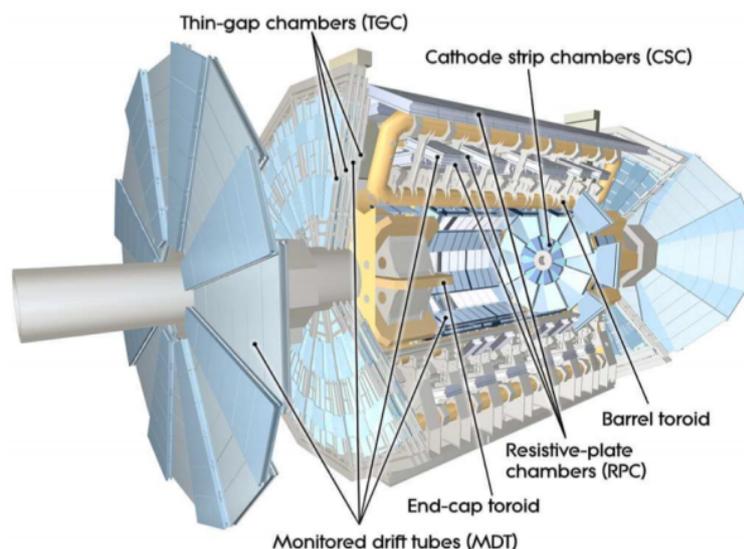


Figura 2.15: Espectrômetro de múons do ATLAS. Extraído de [14].

## Capítulo 3

# O Sistema de Filtragem *Online* de Elétrons do ATLAS

O sistema de filtragem *online* para a detecção de elétrons empregado no ATLAS [33] é projetado para suprir as demandas impostas pela grande taxa de eventos, o enorme número de canais de leitura provenientes dos sistemas de detecção do ATLAS e o grande volume de ruído de fundo proveniente das colisões. Na Figura 3.1 se encontra uma ilustração do fluxo de dados produzido pelas colisões através do sistema de filtragem *online*.

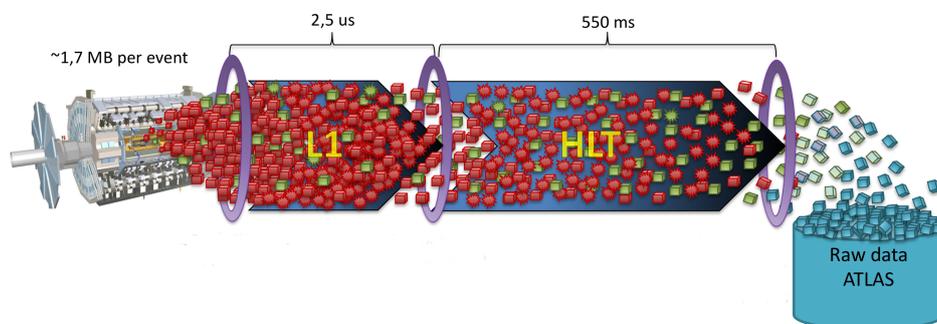


Figura 3.1: Ilustração do sistema de filtragem *online* do ATLAS, onde são gerados  $\sim 1,7$  MB por evento totalizando  $\sim 70$  TB/s. O primeiro nível denotado por L1 é responsável por reduzir a taxa de eventos de 40 MHz para 100 kHz e possui uma latência máxima de  $2,5 \mu\text{s}$ ; enquanto o Alto Nível de *Trigger* (HLT) reduz a taxa para aproximadamente 1,5 kHz com uma latência máxima em torno de 200 ms. Adaptado de [29]

O sistema de *Trigger* foi projetado com o objetivo de reduzir a taxa de eventos, dada pelo *bunch crossing*<sup>1</sup> de 40 MHz para 100 kHz, no Primeiro Nível de Filtragem (L1), e produzir uma taxa média de seleção de até 1,5 kHz, no Alto Nível de *Trigger*

<sup>1</sup>Os feixes são compostos por oito *bunches* (pacotes) contendo  $10^{11}$  prótons cada. Durante as interações esses *bunches* se cruzam originando o termo *bunch crossing*.

(HLT) [34]. O sistema consiste de um nível implementado em *hardware* (L1), e um sistema de filtragem de alto nível, que é realizado em *software* (HLT). De forma a atingir tais demandas, o HLT, que antes (primeira temporada de coleta de dados - *Run 1*) era dividido em dois níveis, a saber L2 e EF [33], foi unificado para a segunda temporada de coleta de dados, o *Run 2* [34].

O primeiro nível L1, implementado, em sua maioria, com uso de *Field-Programmable Gate Array* (FPGA), tem a missão de encontrar as Região de Interesse (RoI) fazendo uso das informações dos calorímetros e os sistemas de múons com granularidade menos fina, possuindo uma latência máxima de  $2,5 \mu\text{s}$  [34]. O sistema L1 consiste de acionadores (*triggers*) para o calorímetro (*L1Calo*) e para múons (*L1Muon*), módulos acionadores topológicos (L1Topo) e Processadores Centrais de Filtragem (CTP).

No HLT, a informação de uma RoI dispõe de toda granularidade do detector. Neste nível, a latência aumenta chegando até 200 ms e é utilizado um conjunto de computadores que processam algoritmos de reconstrução e filtragem mais eficientes, utilizando linguagem de alto nível (C++ e Python<sup>2</sup>). Para o *Run2*, um sistema de reconstrução de traços separado, feito em *hardware*, chamado *Fast TracKer* (FTK) [35], foi implementado, permitindo encontrar o candidato a traço com uma latência máxima de  $\approx 70 \mu\text{s}$ .

### 3.1 Primeiro Nível de Filtragem Baseado em Calorimetria (*L1Calo*)

O *L1Calo* realiza uma seleção inicial, baseando-se na informação dada por um subconjunto de detectores. A informação deste nível se apoia apenas no que é fornecido pelos calorímetros [36]. A granularidade deste nível, devido ao reduzido tempo para a tomada de decisão, é menos fina, em relação à informação que se usa no HLT.

O *L1Calo* realiza o processamento utilizando-se de janelas deslizantes para a separação das RoI no Sistema de Calorimetria (Figura 3.2). Para isto, a informação empregada no *L1Calo* faz uso de Torre de Filtragem (TT), estas se expandem lateralmente em uma região de  $0,1 \times 0,1$  em  $\eta \times \phi$  por todo calorímetro [33, 34, 36].

O algoritmo empregado no *L1Calo* realizará a busca pelo local de máxima energia calculada na região central EM obtida em janela  $2 \times 2$  composta por TT, contida em uma janela  $4 \times 4$  no ECAL (Figura 3.2). Uma vez obtida as RoI, um corte em  $E_T$  é aplicado (este corte depende de  $\eta$ ). Existem ainda dois outros critérios que

---

<sup>2</sup>Em particular o uso da linguagem Python facilita o desenvolvimento de códigos, uma vez que a que mesma é mais simples de testar e possibilita importar as funções definidas em C++.

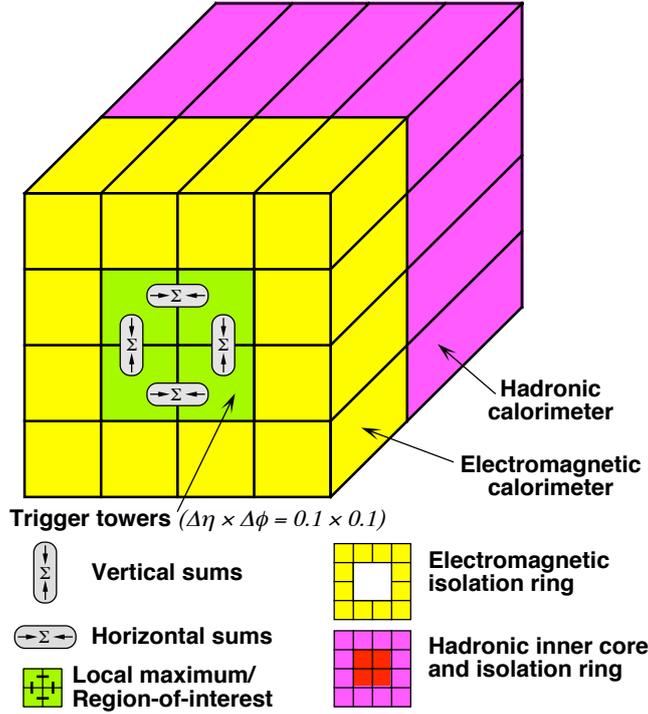


Figura 3.2: Esquema utilizado pela janela deslizante no L1 para seleção de elétrons e fótons ( $e/\gamma$ ). Na figura, em verde, está a região central envolta pela região de isolamento EM em amarelo. Em roxo, encontra-se a região central de isolamento HAD, onde destaca-se em vermelho a região mais interna da mesma. A energia local é obtida pela soma das energias da região central da TT. Extraído de [36]

podem ser utilizados para a identificação de elétrons no *L1Calo* [36]:

- isolamento eletromagnético ( $EM_{isol}$ ): onde a energia EM contida na região central da janela  $2 \times 2$  é somada e submetida a um limiar de corte, sendo necessário que a soma seja menor que um limiar;
- isolamento hadrônico ( $HAD_{isol}$ ): idem ao  $EM_{isol}$  com adição da energia HAD da janela  $2 \times 2$ .
- núcleo hadrônico ( $HAD_{core}$ ): este critério é utilizado apenas na identificação elétrons e fótons ( $e/\gamma$ ) e serve para garantir que o chuveiro esteja contido no calorímetro eletromagnético. Para isto, a soma da região central hadrônica da janela  $2 \times 2$  necessita ser menor do que um limiar predefinido.

Uma vez que a RoI seja aprovada, a mesma é enviada ao HLT, onde serão extraídas novas características e algoritmos de seleção mais sofisticados são empregados.

## 3.2 O Filtro de Alto Nível (HLT)

O HLT processa as informações disponibilizadas das RoI que foram aprovadas pelo L1 [33, 36]. Neste nível, é possível o emprego de diversos tipos de cortes, de modo a selecionar candidatos à elétron (Figura 3.3). O Trigger é acionado para diferentes processo físicos de interesse este conjunto de processos físicos que determinam cadeias (*chains*) de processamento específicas é denominado de menu do Trigger. [37]. Com isto, dada uma RoI aprovada no L1 por um determinado critério de aprovação, significa que um dado processo físico de interesse foi identificado, então todas as *chains* relacionadas a esta física de interesse são acionadas. Estas *chains* são responsáveis por aplicar diferentes critérios durante a coleta de dados (veja Apêndice A). A *chain* irá processar as informações da RoI em um nó do *cluster* de computadores que é exclusivamente alocado e configurado para tomar a decisão de aceitar ou não o evento proveniente da RoI. Um aspecto importante a salientar é que a cada colisão, mais de uma RoI pode ser selecionada junto ao L1. Essas RoI serão processadas por um conjunto de *chains*. Se pelo menos uma *chain* aprovar a RoI, então toda a informação do evento será armazenada em disco, caso contrário, toda a informação será descartada.

Devido ao ambiente *online*, a *chain* precisa levar em consideração a latência de cada algoritmo. Em geral [33], são utilizados Algoritmos de Extração de Características, conhecidos como FEX, com as informações oriundas dos calorímetros, devido à baixa latência dos mesmos durante a reconstrução, seguida de um corte eficaz, chamado de Algoritmo de Hipótese (HYPO). Isto é feito antes das etapas que utilizam a informação dos detectores de traços que, em geral, são custosos computacionalmente.

O sistema do HLT é dividido em duas etapas. A primeira (rápida) é composta por algoritmos de reconstrução de baixa latência, de forma a reduzir o montante de eventos aceitos, logo no início. Os eventos aprovados na etapa rápida deverão passar por uma etapa de precisão, que irá calibrar a energia das células e reconstruir as informações de traços e da calorimetria. De posse desta informação, sendo a mesma aprovada pelo algoritmo responsável, a *chain* sinalizará positivamente ao sistema de *Trigger* que irá armazenar a RoI avaliada.

### 3.2.1 Reconstrução Rápida do Calorímetro e Pré-Seleção Rápida

Na reconstrução rápida do calorímetro, a identificação de elétrons é realizada pelo FEX de calorimetria específico para elétrons. Em sua primeira etapa é realizado o refinamento da posição da RoI, a partir do cálculo do baricentro da mesma,

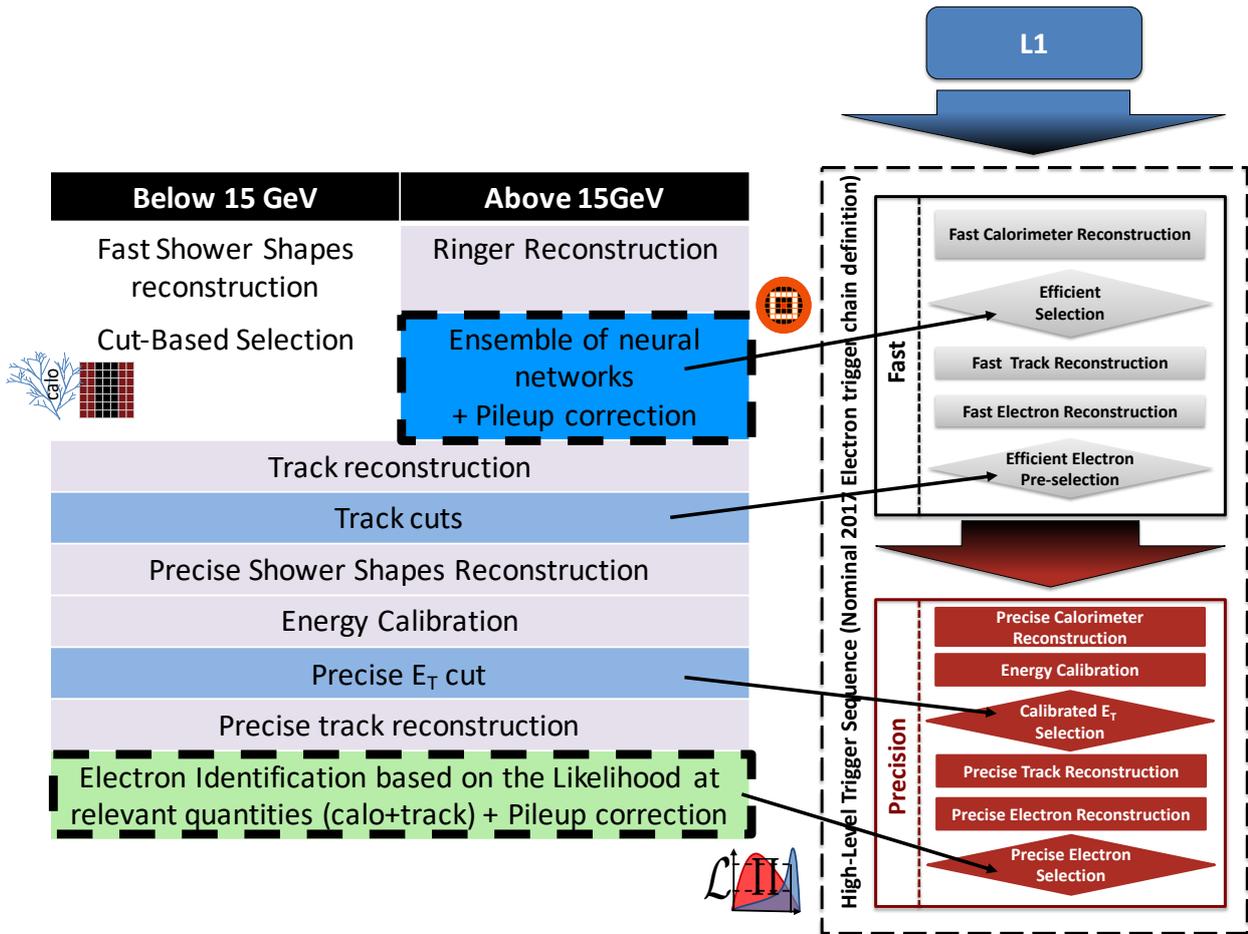


Figura 3.3: Fluxograma empregado para seleção de elétrons no HLT do ATLAS. Nesta figura encontram-se todas as etapas presentes na seleção de elétrons do ATLAS. Nota-se a presença dos dois algoritmos de seleção na etapa de seleção rápida baseada em calorimetria com destaque para o *NeuralRinger* acima de 15 GeV. Após esta seleção, os traços são reconstruídos e são realizados cortes finalizando assim a etapa rápida. Seguida da etapa precisa, onde a energia é calibrada e submetida a um novo corte. Por fim, o candidato é submetido à seleção multivariada baseada em verossimilhança. Adaptada de [1]

utilizando, para isto, as células da EM2. Em seguida, o algoritmo de reconstrução inicia o processo de reconstrução de algumas variáveis consideradas discriminantes na calorimetria (Figura 3.4):

- $E_{ratio}$ : definida como a razão da diferença de energia entre o maior e o segundo maior depósito de energia e a soma dessas energias na EM1.

$$E_{ratio} = \frac{E_{max,1}^{S1} - E_{max,2}^{S1}}{E_{max,1}^{S1} + E_{max,2}^{S1}} \quad (3.1)$$

- $R_\eta$  (vazamento em  $\eta$ ): definida na EM2 como:

$$R_\eta = \frac{E_{3 \times 7}}{E_{7 \times 7}}, \quad (3.2)$$

onde  $E_{m \times n}$  é a energia depositada em uma região de tamanho  $m \times n$  células em  $\eta \times \phi$  ao redor da célula mais quente da EM2 (com maior energia depositada).

- $R_{had}$  (vazamento hadrônico): definida como:

$$R_{had} = \frac{E_T^{had}}{E_T^{EM}}, \quad (3.3)$$

onde  $E_T^{had}$  é a energia transversa medida no HCAL e  $E_T^{EM}$  é a energia transversa medida no ECAL.

- $E_{T,EM}$  (Energia Transversa Eletromagnética): definida como a energia transversa total que foi depositada ao longo das três camadas do calorímetro eletromagnético (EM1, EM2, EM3), em uma região de tamanho  $3 \times 7$  células, centrada na célula mais quente da EM2.
- Anéis de Energia (*Rings*): Em 2016, o cálculo dos anéis concêntricos de energia, utilizados pelo *NeuralRinger*, passou a fazer parte do processo de reconstrução do sistema de filtragem rápida do ATLAS. O processo de construção dos anéis utiliza a posição da célula mais quente na EM2 dada em  $\eta$  e  $\phi$ , sendo esta célula o primeiro anel. Com as células adjacentes ao primeiro anel, realiza-se a soma de energia, formando assim o segundo anel de energia e assim por diante, até um número predefinido de anéis em cada camada. A posição da célula mais quente da EM2 é extrapolada para as outras camadas, de modo a prosseguir com o processo de construção dos anéis (Figura 3.5).

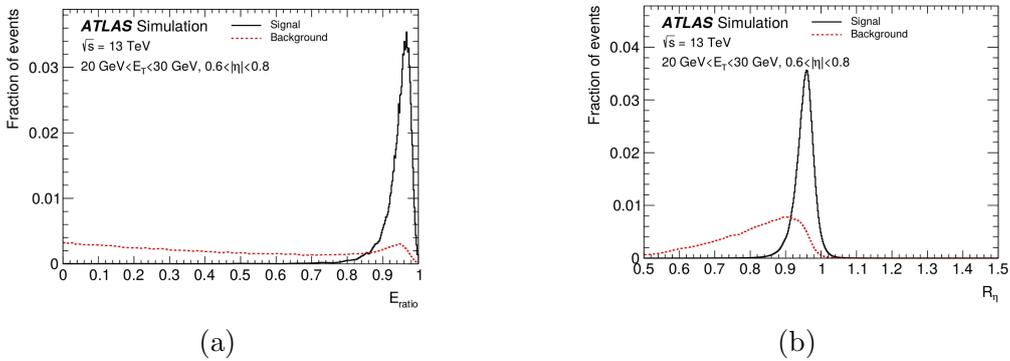


Figura 3.4: Variáveis extraídas pelo sistema de calorimetria, (a) a variável  $E_{ratio}$  para elétrons e jatos; (b) a variável  $R_\eta$  também para elétrons e jatos.

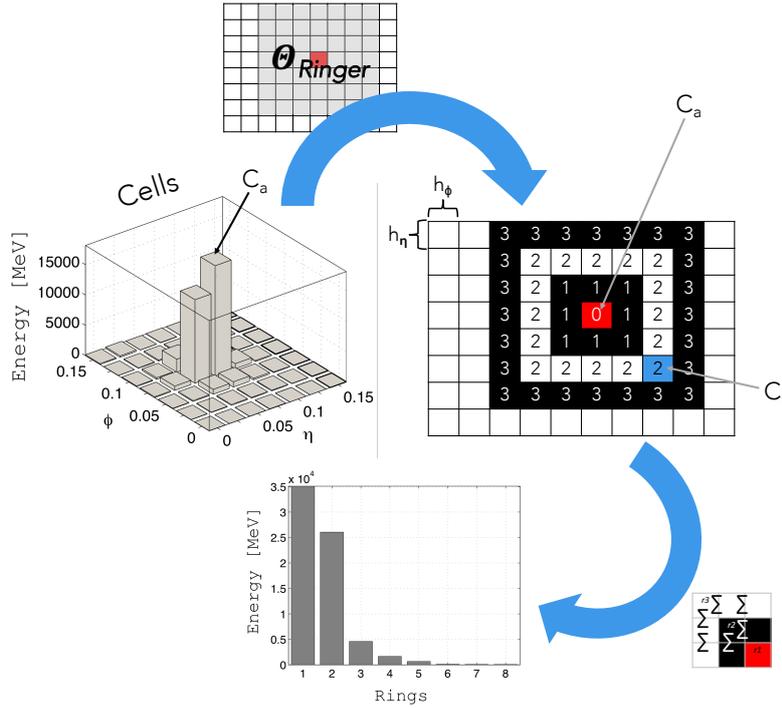


Figura 3.5: Ilustração da extração dos anéis de energia a partir das células do calorímetro.

Uma vez reconstruídas tais variáveis, o sistema de filtragem inicia o teste de hipótese. Atualmente, o ATLAS utiliza duas estratégias para a tomada de decisão, que são distinguidas pelo valor  $E_T$ :

- Cortes Lineares ou *CutBased* ( $E_T < 15$  GeV): são aplicados cortes em sequência nas variáveis obtidas pelo sistema de calorimetria, seguindo a sequência  $R_\eta$ ,  $E_{ratio}$  (3.1),  $E_{T,EM}$ ,  $R_{had}$  (3.3) [28, 38].
- Redes Neurais - *NeuralRinger* ( $E_T \geq 15$  GeV): Descrito na Seção 3.3.

Esta diferenciação em 15 GeV segue o estabelecido pelo ATLAS para o ajuste do método de seleção da etapa precisa (*online*) e o método utilizado no ambiente *offline*, ambos baseados em verossimilhança (*likelihood*). Para  $E_T \geq 15$  GeV, são utilizados elétrons oriundos do decaimento  $Z \rightarrow e^+e^-$ , enquanto que elétrons vindos do decaimento do méson  $J/\Psi$  [39, 40] ( $J/\Psi \rightarrow e^+e^-$ ) são utilizados para obter a estimativa das Função de densidade de probabilidade (*pdf*) na região  $4, 5 < E_T < 15$  GeV, uma vez que na região  $E_T < 15$  GeV, as amostras provenientes do bóson  $Z$  sofrem com grande contaminação, diminuindo assim, a eficiência do método de identificação de elétrons [41–47]. Na Figura 3.6, nota-se que, abaixo de 15 GeV a maior contribuição vem dos elétrons provenientes do decaimento da  $J/\Psi$ . A descontinuidade na distribuição dos elétrons vindos da  $J/\Psi$  é devido aos diferentes limiares utilizados para coletar as amostras.

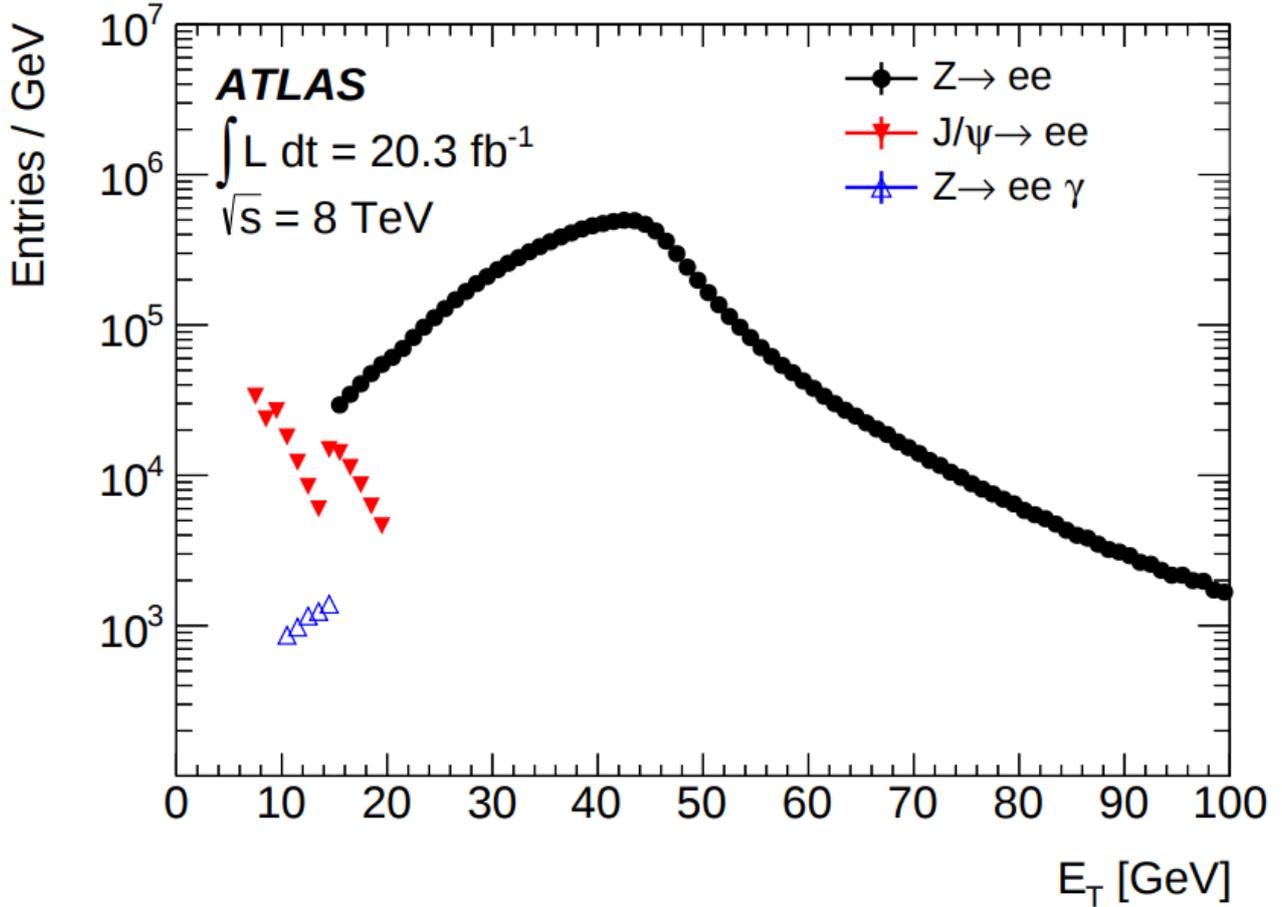


Figura 3.6: Distribuição de  $E_T$  de amostras de elétrons. Em preto elétrons do decaimento  $Z \rightarrow e^+e^-$ , em vermelho são elétrons do decaimento  $J/\Psi \rightarrow e^+e^-$  e azul estão os elétrons do decaimento  $Z \rightarrow e^+e^-\gamma$ . Extraído de [41].

### 3.2.2 Reconstrução Rápida do Traço e Pre-Seleção

Nesta etapa, a informação do FTK é obtida, de modo a reconstruir os traços da RoI em análise. Para isto, um conjunto de pontos do detector de traços é utilizado e através de reconhecimento de padrões a trajetória das partículas são reconstruídas. Então são realizados, os seguintes cortes de pré-seleção:

- $\Delta\eta$ : é a diferença entre a posição em  $\eta$  do candidato e o  $\eta$  da RoI. No caso deste valor ser menor que um valor pré estabelecido, o candidato é rejeitado.
- $\Delta\phi$ : é equivalente ao  $\Delta\eta$ , porém a avaliação é feita em  $\phi$ .
- $p_{T, cut}$ : o valor do momento transverso é calculado e comparado a um valor pré-definido. Se este valor é inferior ao corte o candidato é rejeitado.
- $E_T/p_T$ : a razão entre a energia transversa da RoI e o momento transverso reconstruído do candidato. Se o valor desta razão estiver fora do limite pré-definido o candidato é rejeitado.

### 3.2.3 Etapa Precisa - Calibração, Reconstrução e Seleção Eficaz

Nesta etapa, as energias das células são calibradas, utilizando-se uma técnica multivariada [44]. Feita a calibração, o algoritmo responsável pela reconstrução calcula a energia transversa eletromagnética e a compara com um valor previamente configurado. Se este corte não for satisfeito, o processo é interrompido; caso contrário, a reconstrução continua.

Após a calibração das células, inicia-se o processo de reconstrução precisa dos traços, onde procura-se o candidato a traço que case (*match*) com o chuveiro no ECAL, caracterizando um candidato a elétron. Feito isto, o processo de reconstrução continua de modo a obter todas as variáveis listadas na Tabela 3.1, onde apenas a variável relativa à perda de momento por *bremstrahlung*<sup>3</sup> ( $\Delta p/p$ ) não está disponível durante a seleção *online*.

Para a identificação dos elétrons na etapa de precisão, é empregada a mesma técnica do ambiente *offline* (adaptada às restrições do Trigger). O ambiente *offline* do ATLAS utiliza, na identificação de elétrons a *likelihood* para diferentes regiões de  $E_T$  e  $\eta$  [42, 48]. A *likelihood* do ATLAS realiza a estimação das *pdf* marginais para as grandezas físicas descritas na Tabela 3.1 utilizando Estimação de Densidade por *Kernel* (KDE) Gaussiano para sinal (elétron) e ruído (jato), e assumindo independência das variáveis, calcula-se o produtório gerando assim a probabilidade de um objeto ser elétron ou jato. Estas probabilidades são combinadas de modo a gerar um discriminante  $d_L$ , que é dado por:

$$d_L = \frac{L_S}{L_S + L_B}, \quad L_{S(B)}(\vec{x}) = \prod_{i=1}^n P_{S(B),i}(x_i) \quad (3.4)$$

onde  $\vec{x}$  é representado pelas variáveis discriminantes da Tabela 3.1 e  $P_{S,i}(x_i)$  é o valor da *pdf* referente ao sinal (elétron) da  $i$ -ésima variável dada por  $x_i$ . Da mesma forma,  $P_{B,i}(x_i)$  refere-se ao valor da *pdf* para o ruído (jato).

Na etapa precisa do Trigger, o discriminante é gerado sem a presença da variável  $\Delta p/p$  e o discriminante é comparado com um limiar de decisão o qual muda de acordo com  $E_T$  e  $\eta$  do candidato. Ao final, tendo sido aprovado o candidato a elétron, toda a informação do detector referente ao evento (onde o mesmo foi produzido) é salva para posterior análise *offline*.

---

<sup>3</sup>*Bremstrahlung* é o processo no qual as partículas emitem energia sob a forma de ondas eletromagnéticas, perdendo energia, reduzindo sua velocidade [6].

Tabela 3.1: Definição das grandezas empregadas pelo ATLAS para discriminação de elétrons. Adaptado de [48].

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$ )	$R_{had1}$
	Razão em $E_T$ no calorímetro hadrônico para a $E_T$ a $E_T$ do <i>cluster</i> EM (empregado para a região $0,8 <  \eta  < 1,37$ ), dada em (3.3)	$R_{had}$
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.	$f_3$
Camada Central do Calorímetro EM	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.	$w_{\eta 2}$
	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, dada em (3.2)	$R_\eta$
Camada de Tiras do Calorímetro EM	Largura do chuveiro, $\sqrt{(\sum E_i (i - i_{max})^2)/(\sum E_i)}$ , 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 $\eta$ . $i_{max}$ é o índice da tira com a maior deposição de energia.	$w_{stot}$
	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, dada em (3.1)	$E_{ratio}$
	Razão da energia na camada de tiras para o total de energia no acordeão EM do calorímetro.	$f_1$
Condições do Traço	Número de pontos na camada mais interna de pixel; discriminante contra conversões de fótons.	$n_{blayer}$
	Número de pontos no detector de pixel.	$n_{pixel}$
	Número total de pontos nos detectores de pixel e Detector de Rastreamento por Semicondutores (SCT).	$n_{Si}$
	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 Detector de Rastreamento por Transição de Radiação (TRT)	eProbabilityHT
	Transformação em eProbabilityHT: $TRT\_PID = -\frac{\log((1.0/eProbabilityHT)-1.0)}{15}$	TRT_PID
Casamento <i>cluster</i> -traço	$\Delta\eta$ 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	$\Delta\phi_2$
	Definido como $\Delta\phi_2$ , mas o momento do traço é reescalado para a energia do <i>cluster</i> antes de extrapolar o traço do ponto originário até a camada central do calorímetro	$\Delta\phi_{res}$
	Razão da energia do <i>cluster</i> para o momento do traço	$E/p$

### 3.3 *NeuralRinger* para Altas Energia ( $E_T > 15$ GeV)

Estudos anteriores [2, 29, 32, 49–51] demonstraram a capacidade de discriminação de elétrons do *NeuralRinger*, utilizando apenas a informação oriunda do sistema de calorimetria, em um sistema de filtragem *online* para elétrons. Com o aumento da luminosidade fornecida pelo LHC, o ATLAS optou por, ainda no final do *Run 1*, mudar sua estratégia de seleção de elétrons *offline*, começando a utilizar a *likelihood*. Entretanto, a etapa de pré-seleção rápida, dotada de cortes pouco restritivos, acabou por sobrecarregar o último estágio do *Trigger*. Com isso, o *NeuralRinger* apresentou-se como uma estratégia ideal para atuar na seleção de candidatos a elétron na etapa de pré-seleção do HLT.

#### 3.3.1 Informação Anelada de Calorimetria

Para descrever os chuveiros de partículas, em especial os gerados por elétrons, são utilizadas grandezas físicas que levam em consideração a largura lateral e longitudinal do chuveiro medido nos calorímetros. Tal informação é de extrema importância na caracterização dos chuveiros eletromagnéticos. A energia dos chuveiros EM na maioria das vezes (em torno de  $90 \sim 99\%$ ) fica contida em um cilindro de raio entre 1 e  $3,5 R_M$ , onde  $R_M$  é o raio de Molière<sup>4</sup>. Estes chuveiros alastram-se por uma região lateralmente mais ampla do calorímetro, conforme o seu desenvolvimento longitudinal; obtendo assim, um aspecto cônico. Outra maneira de se obter as características descritas do chuveiro eletromagnético é através de anéis concêntricos de deposição de energia [2].

A composição da informação anelada se dá pela soma de energia das células de uma região delimitada do calorímetro (anel, conforme a Figura 3.7). Tal informação mantém a representação da largura lateral do chuveiro. De modo similar, a realização deste processo ao longo das camadas de amostragem dos calorímetros permite a caracterização da largura longitudinal do chuveiro. Com isto, é possível obter uma representação do chuveiro que mantém as características físicas do mesmo, numa dimensão menor que a da representação construída pelas células de leitura do calorímetro.

Podemos descrever o algoritmo que realiza a composição da informação anelada empregado no ATLAS<sup>5</sup> (*Ringer*) como [29]:

---

<sup>4</sup>Por definição, o raio de Molière é o raio do cilindro com eixo coincidindo com o eixo do chuveiro. Este contém, em média, 90% da deposição de energia do chuveiro [52].

<sup>5</sup>A partir de [51], fora implementado no *Athena*, por [28] e vem sofrendo atualizações de Danilo Enoque, Dhiana Deva e, mais recentemente, João Victor da Fonseca Pinto [53] para a versão *online*.

1. Dada uma posição central,  $c_{a,l}$  na  $l$ -ésima camada, toma-se suas coordenadas  $(\eta_{a,l}; \phi_{a,l})$ ;
2. Obtêm-se todas as células dentro da região  $\Theta_{Ringer}$  no plano  $\eta \times \phi$ . No momento, utiliza-se a região  $(\Delta_{\eta,Ringer}; \Delta_{\phi,Ringer}) = (0, 2; 0, 2)$  de centro  $c_{a,l}$ ;
3. O anel  $R_{n,l}$  é o subconjunto de  $\Theta_{Ringer}$  ( $R_{n,l} \subset \Theta_{Ringer}$ ) formado por todas as células  $c_{n,l}$ , onde  $n$  é dado por:

$$n = \left\lceil \max \left( \frac{|\eta_{i,l} - \eta_{a,l}|}{h_{\eta,l}}, \frac{|\phi_{i,l} - \phi_{a,l}|}{h_{\phi,l}} \right) \right\rceil \quad \forall c_{i,l} \in \Theta_{RoI,l} \quad (3.5)$$

onde os símbolos  $\lceil \cdot \rceil$  indicam o inteiro mais próximo (em programação, este símbolos representam a operação *round*),  $\eta_{i,l}$  é o centro da célula  $c_{i,l}$  em  $\eta$ ;  $h_{\eta,l}$  é passo em  $\eta$  para a  $l$ -ésima camada que depende da granularidade  $l \in \{\text{PS,EM1,EM2,EM3,HAD1,HAD2,HAD3}\}$ , e  $n \in \{0, \dots, (N_l - 1)\}$ ; caso contrário, a célula é descartada. O processo é análogo para  $\phi$ .

4. A grandeza  $(r_{n,l})$  descrita pelo anel  $R_{n,l}$  representa aproximadamente a energia do chuveiro depositada na região limitada pelo anel:

$$r_{n,l} = \sum_{i=0}^{\forall c_{i,l} \in R_{n,l}} E_{i,l} \quad (3.6)$$

onde  $E_{i,l}$  é a energia da célula  $c_{i,l}$ . No caso de algum anel ser representado por um conjunto vazio, assume-se um valor nulo para sua respectiva grandeza.

### 3.3.2 Método para Tomada de Decisão *Online*

Conforme visto em [42, 48], o ATLAS extrai os modelos para a identificação de elétrons por regiões. Estas regiões são delimitadas pela cinemática ( $E_T$ ) da partícula e a sua posição no detector ( $\eta$ ), compondo o chamado espaço de fase. As fronteiras em função da cinemática das partículas são definidas pela influência que a  $E_T$  exerce no desenvolvimento do chuveiro no detector. Por sua vez, as fronteiras baseadas na posição ( $\eta$ ) são estabelecidas através da alteração na instrumentação do experimento.

A escolha da granularidade destas regiões é influenciada pela estatística, uma vez que, cada região é responsável por caracterizar o comportamento da interação da partícula com o detector em uma região de  $E_T$  e  $\eta$ . Assim, regiões com alta granularidade podem possuir baixa estatística. Técnicas que utilizam Aprendizado de Máquina, como os classificadores, podem ter seu aprendizado prejudicado devido à baixa estatística disponível. Por outro lado, utilizar-se de regiões com menor

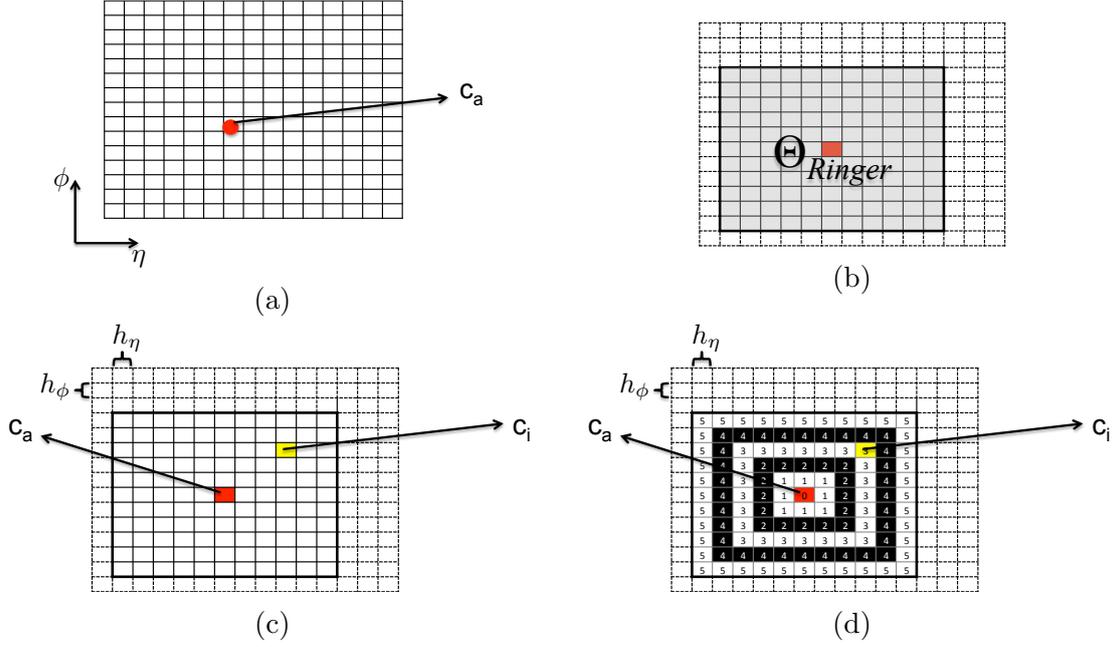


Figura 3.7: Esquema do funcionamento (não otimizado) do algoritmo *Ringer* para extração da base de informação anelada de calorimetria. A grade representa os limites de células para uma dada camada do calorímetro, da qual o algoritmo emprega o centro  $c_a$  (em vermelho) e está calculando o índice  $n$  para o qual a célula  $c_i$  (amarelo) pertence. O grupo de células para o qual o algoritmo realiza os cálculos está dentro de  $\Theta_{Ringer}$ , que é a janela de busca. Indicam-se os valores comumente empregados para  $h_\eta$  e  $h_\phi$ , ajustados para os valores típicos de granularidade de uma dada camada. O resultado final dos índices  $n$  do subconjunto  $R_n$  para o qual as células  $c_i$  pertencem estão em (d). Extraído de [29]

granularidade (grade menos restrita) pode englobar mais de um comportamento, o que também irá prejudicar o processo de aprendizado.

Desta forma, para suavizar a resposta do classificador em função destas regiões, empregou-se um *ensemble* de classificadores que façam uso da informação anelada extraída do detector pelo *Ringer*. Para a construção das fronteiras do espaço de fase, optou-se por utilizar uma granularidade que preservasse a estatística e repetisse a transição dos materiais presentes no detector (Tabela 3.2).

Com isto, foi empregado um *ensemble* de classificadores composto por redes neurais do tipo *Perceptron* de Múltiplas Camadas (MLP) totalmente conectada que tomam a decisão baseada na informação anelada extraída dos calorímetros. A topologia dos classificadores utiliza 1 camada escondida com função de ativação tangente hiperbólica ( $\tanh(\cdot)$ ) e um neurônio na camada de saída, também com função de ativação  $\tanh(\cdot)$ . Cada rede neural é responsável por uma região do espaço de fase, totalizando 25 regiões. As regiões do espaço de fase utilizadas para o *NeuralRinger* acima de 15 GeV estão dispostas na Tabela 3.2.

O ajuste das redes neurais é feito com o uso do algoritmo *Resilient Back-*

Tabela 3.2: Fronteiras para as regiões em  $\eta$  e  $E_T$  empregados pelo *ensemble* de redes neurais acima de 15 GeV. Um total de 25 regiões no total para compor o *ensemble*.

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		

*propagation* (RPROP) [54] e as redes são inicializadas conforme [55]. Estas escolhas buscaram otimizar o processo de treinamento, uma vez que o RPROP possui uma convergência rápida. Foi utilizado um critério de em multi parada, onde são obtidos, ao final do treinamento, três pontos de parada baseando-se no conjunto de validação. Estes critérios são: maximizar o índice soma-produto ( $SP_{\max}$ ) dado pela Equação (3.7), máxima probabilidade de detecção do sinal ( $e$ ), denotado por  $P_D$ , para uma dada referência de probabilidade de falso alarme (jato), denotado por  $P_F$ , e mínimo  $P_F$  para uma dada referência de  $P_D$ .

$$SP = \sqrt{\sqrt{P_D(1 - P_F)} \cdot \frac{P_D + (1 - P_F)}{2}} \quad (3.7)$$

Como pré-processamento, utilizou-se uma normalização baseada na energia total realizando a divisão do valor de cada anel pelo módulo da soma do valor de todos os anéis. Para a validação cruzada [56], utilizou-se o método *jack-knife*. Foram realizadas 100 inicializações, a fim de reduzir o efeito de mínimo local.

Por fim, a escolha da rede que irá operar é feita com base no menor  $P_F$  obtido quando operando a partir do mesmo  $P_D$  de referência, ou seja, a detecção é mantida, porém há redução do ruído. Este processo é realizado utilizando-se todo o conjunto disponível com o objetivo de evitar o uso de um subconjunto polarizado.

### 3.4 Sistema de Filtragem *Online* de Elétrons em Outros Experimentos

A seguir, serão apresentados, de forma resumida, estratégias utilizadas por outros experimentos para o sistema de filtragem *online* de elétrons.

### 3.4.1 CMS

O CMS, assim como ATLAS, é um experimento de propósito geral e utiliza dois calorímetros: um calorímetro eletromagnético e um calorímetro hadrônico [57].

O Calorímetro Eletromagnético do CMS utiliza mais de 60 mil cristais de tungstato de chumbo ( $\text{PbWO}_4$ ), um material de alta densidade que torna o calorímetro bastante preciso e compacto. Este calorímetro é constituído por uma região do barril e duas tampas. A região do barril é formada por mais de 61 mil cristais distribuídos em 36 “super módulos”, enquanto as tampas possuem em torno de 15 mil cristais [58]. O Calorímetro Electromagnético do CMS utiliza, para obter melhor precisão, *Preshower detectors* que estão localizados na frente da região das tampas.

O Calorímetro Hadrônico do CMS é calorímetro de amostragem. Ele tem duas regiões: a região do barril e a região da tampa; ambas regiões são compostas por camadas de material absorvedor, neste caso latão ou aço, e cintiladores de plástico [59].

O CMS, assim como o ATLAS e muitos outros experimentos, utiliza uma estratégia baseada em etapas para o seu sistema de filtragem. Possui um primeiro nível de filtragem implementado em *hardware*, seguido do Filtro de Alto Nível (HLT), de forma similiar ao ATLAS.

O primeiro nível de filtragem do CMS (L1) consiste de dois estágios, sendo um local e outro global, onde a taxa de eventos é reduzida para 100 kHz [60, 61], de modo a produzir uma taxa que seja processável pelo HLT.

Durante o início das colisões do LHC, sinais anômalos foram observados e foi constado que estes eram oriundos da ionização dos ADP que produziam sinais com aparente alta energia [62]. Chamados de *spikes*, estes sinais poderiam sobrecarregar tanto o L1 quando o HLT do CMS. Desta forma, foi definido um corte para tratar deste problema. Ainda neste nível, são construídas torres de filtragem (TT) utilizando uma janela de  $5 \times 5$  cristais do calorímetro. A identificação neste nível é feita baseada em:

- extensão lateral da energia da torre mais energética;
- a  $E_T$  associada ao HCAL deve ser baixa;
- a  $E_T$  depositada nos quatro cantos da TT é utilizada como isolamento ao redor do candidato (veja Figura 3.8).

Devido à radiação, os cristais que compõem o ECAL do CMS estão sujeitos a perder a sua transparência, afetando assim a medida da energia. Para contornar essa situação é necessário aplicar correções que possam lidar com esse efeito [63].

O CMS, em seu HLT, utiliza um conjunto de computadores de forma a reduzir a taxa obtida do nível anterior e tornar o evento armazenável, assim como o ATLAS.

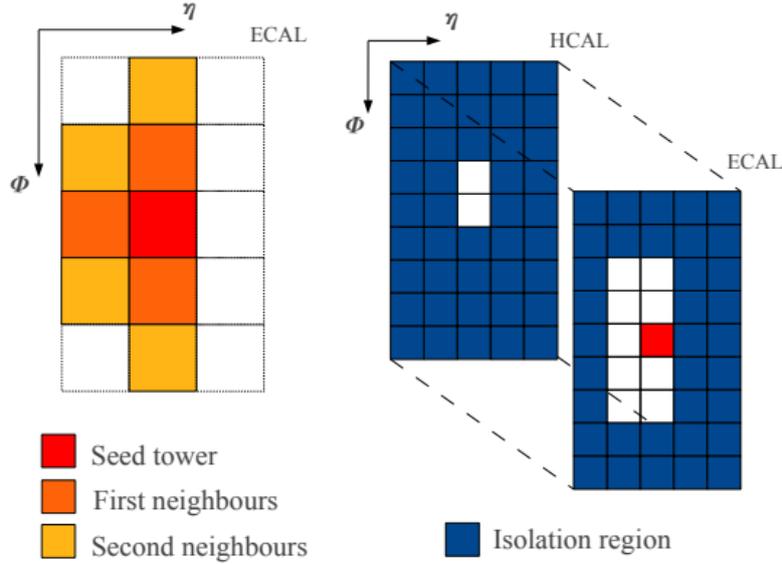


Figura 3.8: Torres de *trigger* e isolamento do CMS. Um candidato é formado pelo agrupamento das torres vizinhas se estas estão ligadas pela torre semeada (vermelho). O candidato é considerado isolado se a  $E_T$  da região de isolamento (azul) for menor que um dado valor. Figura extraída de [61]

A filtragem de elétrons é baseada em cortes em variáveis altamente discriminantes [63–66]. O CMS realiza a medida de eficiência de detecção de elétrons na região de baixo  $p_T$ , utilizando amostras de elétrons vindas do decaimento da  $J/\Psi$  [67], entretanto os cortes utilizados no sistema de filtragem são extraídos fazendo uso de elétrons do decaimento do bóson  $Z$ .

### 3.4.2 H1

O experimento H1 [68] possuía um sistema de filtragem constituído por quatro etapas (Figura 3.9), de maneira a reduzir a taxa de eventos gradativamente. O H1, diferente do ATLAS e CMS, não era alimentado por colisões próton-próton, mas sim por colisões elétron-próton ( $p - e$ ), produzidas pelo acelerador *Hadron Elektron Ring Anlage* (HERA). A identificação de elétrons neste experimento era baseada na medida de variáveis relacionadas ao chuvaire (medido pelo sistema de calorímetros) e pela verificação cruzada da calibração de energia dos elétrons com as medições correspondentes nas câmaras de traços.

O principal calorímetro do H1 empregou, na região do barril e na região frontal, uma estrutura em sanduíche utilizando LAr. Na região de trás utilizou-se um calorímetro baseado em chumbo e fibras cintilantes o que proporcionou boa resolução de energia e de tempo (em torno de 1 ns). A seção eletromagnética do calorímetro de LAr utiliza placas de chumbo como material absorvedor. Enquanto na seção hadrônica foram utilizados placas de aço [68].

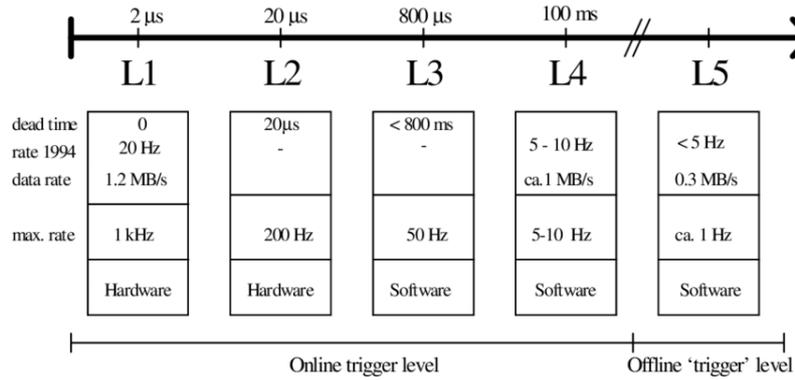


Figura 3.9: Sistema de filtragem do experimento H1. Figura extraída de [69].

No primeiro nível de filtragem, a decisão era dada a cada *bunch crossing*. Já neste nível, o sistema devia ser capaz de prover características do evento. O primeiro nível de Trigger consistia de 9 diferentes sistemas, cada um baseado na informação de seu sub-detector [68]. A informação obtida desses subsistemas era encaminhada para uma central a fim de gerar um sinal sobre o qual era tomada a decisão.

O segundo e o terceiro nível de filtragem eram considerados níveis intermediários e operavam durante o tempo morto de leitura. Os cálculos e a decisão nestes níveis eram dependentes da resposta do primeiro nível.

Durante o tempo de latência do segundo nível (em torno de 20  $\mu$ s), era avaliada uma grande quantidade de correlações. Para este nível, foram testadas várias estratégias de implementação em *hardware*, sendo uma delas baseada em redes neurais artificiais [69–72]. Neste nível, a informação obtida no primeiro nível oriunda de todos os sub-detectores estava disponível, levando a uma complexa tarefa de reconhecimento de padrões em um espaço de alta dimensionalidade. Desta forma, foram desenvolvidas redes neurais específicas para cada um dos 9 sistemas do primeiro nível. Esta abordagem possibilitou obter uma eficiência de 95% e uma rejeição também de 95% para elétrons oriundos do decaimento do méson  $J/\Psi$ ; no entanto, estas redes neurais, diferentemente do *NeuralRinger*, utilizavam a informação de traços [70]. O terceiro nível do H1 operou utilizando cortes baseados, principalmente, nas informações do sistema de traços, tendo como principal assinatura para desempenho o decaimento  $J/\Psi \rightarrow e^+e^-$  [73].

O quarto e último nível era baseado em *software* e utilizava um *cluster* de computadores. Neste nível, toda a informação do detector estava disponível e para que a decisão fosse tomada da maneira mais rápida possível, uma divisão em módulos foi utilizada, onde o próximo módulo só iria atuar no caso do evento passar pelo critério anterior de seleção.

### 3.4.3 ZEUS

O detector ZEUS [74] também estava localizado no HERA utilizava um calorímetro de amostragem composto por urânio, o qual tinha amostragens iguais tanto para as componentes eletromagnéticas e hadrônicas do chuveiro. Este calorímetro era composto por camadas de 2,6 mm de cintiladores de SCSN-38 e 3,3 mm de placas de urânio empobrecido revestido de aço inoxidável. Tal composição proporcionou boa resolução eletromagnética e hadrônica.

O sistema de filtragem do ZEUS consistia em 3 etapas, sendo que, em duas delas, a implementação era feita em *hardware*, enquanto apenas o último nível foi implementado utilizando *software* [39, 75, 76].

No primeiro nível, apesar do tempo entre as colisões ser curto, a informação obtida era bem detalhada, obtendo-se energias globais e locais (por região nos detectores), bem como elétrons isolados no calorímetro, informação de traços, etc. Já no segundo nível, toda a informação do evento estava disponível, sendo possível realizar cálculos que não eram possíveis no primeiro nível. Os principais critérios do primeiro nível eram:

- rejeição de eventos baseados no tempo (12 ns);
- eventos com traços e/ou *cluster* no calorímetro são mantidos;
- remoção de eventos que foram classificados como ruído;

O primeiro critério eliminava a contribuição de eventos de fundo oriunda de interações do feixe de prótons com átomos do gás remanescente no tubo de feixe (conhecida como *beam gas interactions*). Este problema foi contornado, uma vez que o principal detector do ZEUS possuía uma resolução de tempo em nanosegundos que possibilitou a distinção entre os eventos de fundo dos eventos de interesse [77].

### 3.4.4 DØ

O detector DØ [78, 79], localizado no acelerador Tevatron, no Fermilab, Estados Unidos da América (EUA), tinha um sistema de calorimetria composto por um calorímetro com três camadas de amostragem (compostas principalmente de urânio e LAr), o *Intercryostat Detector* e o *Preshower Detector*.

O calorímetro de urânio-LAr era formado pelos seguintes calorímetros: Calorímetro Central Cilíndrico e dois Calorímetros Finais (tampas). Cada um destes possuía, em sua seção eletromagnética, placas de urânio empobrecido quase puro e na seção hadrônica foi utilizado ligas de urânio-nióbio com 6 mm de espessura, e módulos compostos de cobre na região central, e aço inoxidável na região das tampas. Por sua vez, o *Intercryostat Detector*, localizado em uma região intermediária,

era composto por uma camada de cintilador. O *Preshower Detector* se localizava antes dos calorímetros, logo após as bobinas supercondutoras, e foi construído utilizando tiras de cintilador triangulares que são lidas utilizando fibras de deslocamento de comprimento de onda.

O sistema de filtragem *online* do  $D\emptyset$  era baseado em níveis [80–83] (Figura 3.10). A informação do primeiro nível incluía a calorimetria e traços, proporcionando a decisão com tempo de  $4\ \mu\text{s}$  a uma taxa de 10 kHz. No segundo nível, eram realizadas correlações com o primeiro nível, com uma latência de  $100\ \mu\text{s}$ , reduzindo a taxa para 1 kHz. O último nível tomava decisão a partir do evento reconstruído em uma *cluster* de computadores dedicados a este fim. Também foi concebida a possibilidade da utilização de redes neurais. Testes foram realizados em dados do experimento E734, no *Brookhaven National Laboratory* (BNL) [84], e do próprio experimento  $D\emptyset$  [81], embora não haja menção sobre a utilização no sistema de filtragem *online* do  $D\emptyset$ . Redes neurais e outras técnicas como verossimilhança (*likelihood*), *Boosted Decision Tree* (BDT) [85] foram utilizadas no ambiente *offline* para identificação de elétrons e fótons.

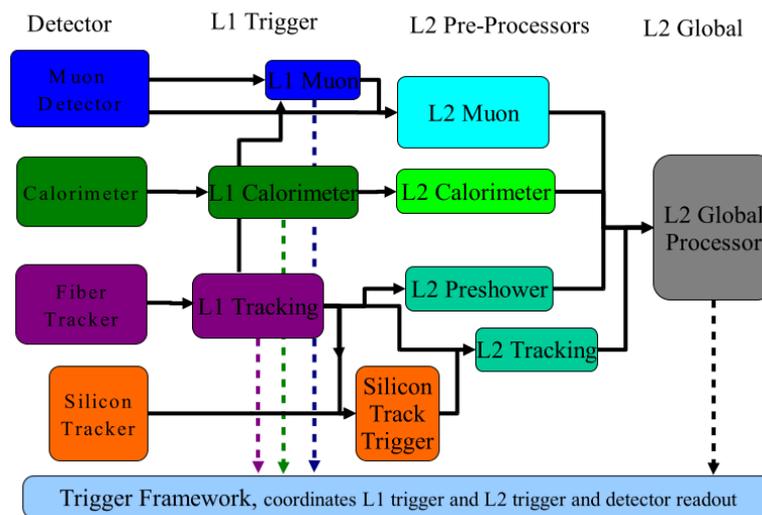


Figura 3.10: Esquema dos dois primeiros níveis do sistema de filtragem do experimento  $D\emptyset$ . Figura extraída de [86]

- **Primeiro nível:** sua implementação era feita em *hardware*. Neste nível, era realizado um corte em  $E_T$ , utilizando a informação do calorímetro, além da informação dos traços para a tomada de decisão.
- **Segundo nível:** este nível também foi implementado em *hardware* e possuía dois estágios distintos:
  1. São preparados os dados recebidos do primeiro estágio de filtragem.

2. São feitas combinações das informações provenientes dos subsistemas do detector e a decisão é tomada utilizando cortes baseados em correlações, energia e etc.
- **Terceiro nível:** Neste estágio é realizada a leitura de todo o detector para os eventos que foram aprovados nos dois primeiros estágios de filtragem, é feita a reconstrução do evento possibilitando, assim, uma alta rejeição dos eventos de fundo [85, 86].

# Capítulo 4

## Método Utilizado

Neste capítulo, será abordado o método utilizado para a extensão do *NeuralRinger* para  $E_T < 15$  GeV e a implementação do *CutBased*. Como mencionado anteriormente na Seção 3.2.1, o ATLAS utiliza duas técnicas na etapa rápida de calorimetria para elétrons. Ambas as técnicas fazem uso de *ensembles*, um composto por redes neurais ( $E_T > 15$  GeV) e outro por cortes em variáveis discriminantes ( $E_T < 15$  GeV).

O método utilizado para a construção do *ensemble* faz uso de 3 ambientes distintos, responsáveis por etapas chave do processo de treinamento e teste do *ensemble*, conforme mostra a Figura 4.1.

A primeira etapa do processo consiste na seleção dos dados. Nesta etapa, são obtidas as referências que serão utilizadas para a comparação entre o *NeuralRinger* e o algoritmo atual de referência. O ambiente responsável por esta etapa é o *Athena*, que consiste na principal infraestrutura em software do ATLAS, onde é possível realizar reconstruções físicas, simulações, análise e filtragem dos eventos (HLT).

No *Athena* é feita a seleção dos dados através do método *Tag and Probe* (T&P) (Seção 4.4). Durante a seleção dos dados, os mesmos recebem uma etiquetagem dada pelo *offline*, que define seu nível de pureza. Além disso é realizada a emulação da resposta do *CutBased* para estes dados, sendo esta armazenada. Esta etiquetagem obtida pelo *offline* desempenha um papel importante isto o uso de dados de colisão para a elaboração do *ensemble*

Após a seleção das amostras via T&P, deve-se realizar a extração dos anéis para o treinamento do *ensemble*. Esta tarefa é realizada em um ambiente outro ambiente descrito na Figura 4.1 chamado *TuningTools* [87]. Este ambiente é responsável pela extração dos anéis que se serão utilizados para alimentar o *ensemble* durante o treinamento, fornecendo a possibilidade de aplicar diversos filtros baseados na etiquetagem recebida pelo *offline* de modo a obter amostras de treinamentos com diferentes níveis de pureza. O treinamento, a validação cruzada e a extração dos modelos são realizadas ainda no ambiente do *TuningTools*.

O terceiro ambiente utilizado para desenvolvimento do *ensemble* se chama *rDev* [88] e é responsável pela definição dos pontos de operação empregados para o *ensemble*, bem como a correção devido ao efeito do empilhamento, a análise de quadrante e a emulação local das eficiências.

A última parte do processo de construção do *ensemble* reside no retorno ao *Athena* para realização da emulação o Trigger e em um último nível o reprocessamento, este por sua vez é operação do Trigger em si utilizando os modelos extraídos.

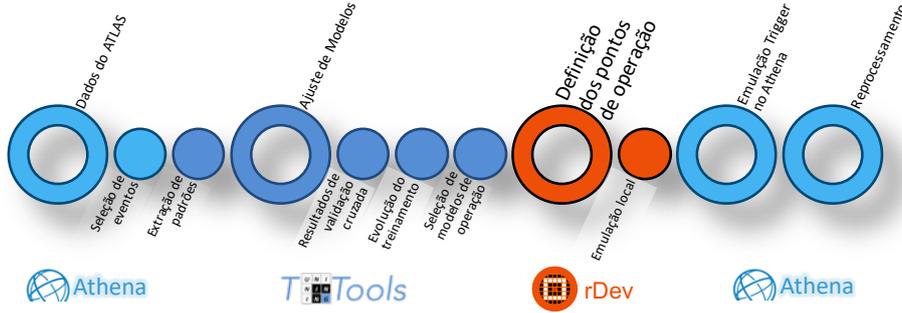


Figura 4.1: Ilustração do processo de ajuste dos modelos. O processo inicia com a coleta e seleção de dados, este é realizado utilizando a infraestrutura do ATLAS (*Athena*). A segunda etapa, envolve a extração dos conjuntos para treinamento e extração do *ensemble* (*TuningTools* [87]). Na terceira etapa, os pontos de operação são definidos e é realizada a emulação local (*rDev* [88]). Por último, retorna-se ao ambiente do ATLAS e realiza-se a emulação utilizando a infraestrutura do mesmo.

## 4.1 Algoritmo de Referência *CutBased*

O atual algoritmo *CutBased* que atua na região de  $E_T < 15$  GeV baseia-se em um conjunto de cortes nas variáveis obtidas no sistema de calorimetria. Neste conjunto de cortes, a energia e a posição ( $\eta$ ) são levadas em consideração. Ao todo são definidas duas regiões de  $E_T$ , sendo estas  $E_T < 12$  GeV e  $E_T > 12$  GeV e nove regiões de  $\eta$ , o limite das regiões de  $\eta$  encontram-se na Tabela 4.1.

$ \eta $	0,0	0,6	0,8	1,15	1,37	1,52	1,81	2,01	2,37	2,47
----------	-----	-----	-----	------	------	------	------	------	------	------

Tabela 4.1: Fronteiras de  $\eta$  adotadas para o *ensemble* de cortes do ATLAS na etapa de pré-seleção rápida.

Esta estratégia aplica cortes sequenciais nas variáveis obtidas no segundo nível de filtragem. Estes cortes são realizados conforme a seguinte ordem:  $R_\eta$ ,  $E_{ratio}$ ,  $E_{T,EM}$  e por fim,  $R_{had}$ . A sequência de aplicação dos cortes implica que o corte na variável  $E_{ratio}$  será realizado somente após o corte na variável  $R_\eta$  ser aplicado,

e assim por diante. Com isto é construído um *ensemble* de cortes sequenciais que possui 18 regiões, sendo 2 regiões de  $E_T$  e 9 de  $\eta$ .

Com o objetivo de estender a atuação do *NeuralRinger* para região abaixo de 15 GeV, tomou-se a atual estratégia utilizada pelo ATLAS como referência. Os próximos tópicos têm o propósito de apresentar o método aplicado para realizar esta extensão, bem como o conjunto de dados utilizados para o ajuste e o teste do *ensemble*.

## 4.2 Construção do *Ensemble*

O *NeuralRinger* abaixo de 15 GeV utiliza um conjunto de classificadores neurais. Cada rede neural deste conjunto é responsável por uma região do espaço de fase, este é definido em função da energia transversa e da posição e abrange a região delimitada por  $4^1 < E_T < 15$  GeV e  $0,0 < |\eta| < 2,47$  devendo assim tomar a decisão de aprovar (ou reprovar) o candidato à elétron que lhe for apresentado.

Estes classificadores são treinados utilizando os anéis de energia apresentados na Seção 3.3.1 e são reconstruídos na segunda etapa do HLT (chamada de *FastCalo*). Ao todo são construídos 100 anéis, ao longo das 7 camadas dos calorímetros (ECAL, HCAL) do ATLAS. A quantidade de anéis por região do calorímetro encontra-se na Tabela 4.2. O espaço de fase então é dividido em 15 regiões, sendo 3 regiões de  $E_T$  e 5 de  $\eta$ . A escolha das regiões de  $E_T$  baseou-se na grade empregada pelo algoritmo de identificação *offline* de elétrons, e decidiu-se empregar as mesmas fronteiras em  $\eta$  utilizadas pelo *NeuralRinger* acima de 15 GeV, pois estas preservam a estatística e também procuram respeitar a transição dos materiais ao longo do detector, desta maneira a grade empregada na criação do *ensemble* esta disposta na Tabela 4.3.

Tabela 4.2: Quantidade de anéis extraídos em cada camada do sistema de calorimetria do ATLAS.

Camadas	Secção Eletromagnética				Secção Hadrônica		
	Pre-Sampler	EM1	EM2	EM3	HAD1	HAD2	HAD3
# anéis	8	64	8	8	4	4	4

Para cada região deste espaço de fase, emprega-se uma rede neural do tipo MLP que atuará na tomada de decisão durante a filtragem *online*.

<sup>1</sup>Optou-se por começar o espaço de fase em 4 GeV uma vez que não existem *chains* de elétrons abaixo desta energia.

Tabela 4.3: Fronteiras para as regiões em  $\eta$  e  $E_T$  empregado no ajuste dos modelos para o *NeuralRinger* abaixo de 15 GeV. Um total de 15 regiões são utilizadas para compor o *ensemble* de redes neurais.

Ajuste do Modelo			
Fronteira das Regiões em $E_T$ [GeV]			
4	7	10	15
Fronteiras das Regiões em $ \eta $			
$0, 0 \leq  \eta  < 0, 8$		Barril	
$0, 8 \leq  \eta  < 1, 37$		Barril Estendido	
$1, 37 \leq  \eta  < 1, 54$		Crack	
$1, 54 \leq  \eta  < 2, 37$		Tampa	
$2, 37 \leq  \eta  < 2, 47$		Final da Tampa	

### 4.3 Etiquetagem *Offline*

O ATLAS é um experimento de propósito geral, assim o mesmo busca estudar toda física disponível na faixa de energia proporcionada pelo LHC. Desta maneira, existem grupos interessados em diferentes decaimentos físicos. Devido a isto, o ATLAS assume diferentes critérios de aquisição de dados, isto é, para um grupo, que estuda um processo físico extremamente raro, a abundância de dados se torna mais importante do que a pureza em si, e posteriormente, o grupo busca suas maneiras de filtrar e eliminar o ruído de fundo melhorando a pureza dos dados; outros grupos estão interessados em uma pureza maior, como por exemplo, elétrons que tenham um baixo nível de contaminação, para estes a pureza é essencial em detrimento de uma estatística maior. Eventualmente, os grupos podem estar interessados em amostras mais equilibradas, ou seja, com um pouco mais de estatística e admitindo um pouco mais de impureza. Assim, os critérios que o ATLAS utiliza para identificação de elétrons *offline* cobrem todos esses aspectos e são:

- ***Tight***: neste critério é priorizado ao máximo a qualidade da amostra, o que implica na redução da quantidade de eventos. Nesta critério, a quantidade de contaminação das amostras é mínimo.
- ***Medium***: critério que busca o equilíbrio entre detecção de sinal e contaminação de ruído.
- ***Loose***: este critério prioriza o volume de estatística da amostra, levando a uma maior contaminação.
- ***Very Loose***: é o critério que possui a menor restrição e conseqüentemente a maior contaminação da amostra.

Uma vez que neste trabalho são utilizados dados de colisão, para os quais não

existe natural etiquetagem. Estes critérios do *offline* foram utilizados como etiquetagem dos dados. No treinamento buscou-se uma pureza razoável mantendo estatística, então é exigido do sinal (elétron) o critério **Medium**, por outro lado, o ruído de fundo é composto por jatos que não foram aprovados no critério **Very Loose**.

## 4.4 Seleção de Eventos

Os conjuntos de dados utilizados neste trabalho foram construídos a partir de conhecimento especialista, considerando a física de interesse (identificada por um decaimento de elétron) e a especificidade que a energia deste elétron deve ser menor do que 15 GeV.

O conjunto de dados utilizado como sinal de interesse (elétron) é obtido dos elétrons que são oriundos do decaimento do méson  $J/\Psi$ . A estratégia utilizada para formar tal conjunto é a mesma do ambiente *offline*; ou seja, é baseada no método T&P. Por outro lado, o conjunto de dados relativos ao ruído de fundo é composto por jatos que não foram aprovados pelo critério menos restritivo de filtragem *offline* (**Very Loose**).

A extração do conjunto de sinal é no ambiente *Athena*. O método T&P é empregado em decaimentos com assinaturas bem definidas; como, por exemplo,  $Z \rightarrow e^+e^-$  e  $J/\Psi \rightarrow e^+e^-$ . Com este método, é possível realizar a seleção das amostras de interesse a partir do uso de conhecimento especialista [48], que consiste numa seleção estrita (chamada de *tag*), a qual, em conjunto com a massa invariante do par  $e^+e^-$  ( $m_{ee}$ ) e do tempo de vida ( $\tau$ ) para o decaimento do méson  $J/\Psi$ , possibilita uma pré-seleção de outro candidato à elétron, que é chamado de *probe*.

Como citado anteriormente, o conjunto de sinal utilizado para este trabalho são elétrons oriundos do decaimento do méson  $J/\Psi$ , mais especificamente *probes* pré-selecionados via T&P como candidatos a um dos elétrons do decaimento  $J/\Psi \rightarrow ee$ .

Na faixa de energia abordada neste trabalho as amostras sofrem uma significativa contaminação dos eventos de fundo. Os elétrons vindos da  $J/\Psi$  podem ser produzidos de duas maneiras. A primeira maneira, chamada de *prompt production* é composta por  $J/\Psi$  produzidos diretamente nas colisões próton-próton. A segunda maneira, esta chamada de *non-prompt production* a partícula  $J/\Psi$  é originada do decaimento dos hádrons  $B$ . É esperado melhor isolamento nos elétrons vindos do decaimento *prompt*.

A distinção entre as duas formas de produção (*prompt* e *non-prompt*) se dá através do tempo de vida, uma vez que os hádrons  $B$  possuem um tempo de vida longo, o que conseqüentemente forma um vértice deslocado em relação ao IP, característico da produção *non-prompt*. Este deslocamento pode ser estimado utilizando

Tabela 4.4: Cadeias dedicadas ao méson  $J/\Psi$  utilizadas para seleção de eventos via T&P. Estas *chains* buscam por dois elétrons no evento (Apêndice A).

Cadeias Dedicadas a $J/\Psi$
HLT_e5_lhtight_nod0_e4_etcut_Jpsiee_L1JPSI-1M5
HLT_e9_etcut_e5_lhtight_nod0_Jpsiee_L1JPSI-1M5-EM7
HLT_e14_etcut_e5_lhtight_nod0_Jpsiee_L1JPSI-1M5-EM12
HLT_e9_lhtight_nod0_e4_etcut_Jpsiee_L1JPSI-1M5-EM7
HLT_e14_lhtight_nod0_e4_etcut_Jpsiee_L1JPSI-1M5-EM12

a seguinte variável:

$$\tau = \frac{L_{xy} \cdot m_{\text{PDG}}^{J/\Psi}}{p_T^{J/\Psi}} \quad (4.1)$$

onde  $L_{xy}$  é distância entre a  $J/\Psi$  e o vértice primário no plano transversal,  $m_{\text{PDG}}^{J/\Psi}$  é a massa da  $J/\Psi$  segundo o Particle Data Group (PDG) e  $p_T^{J/\Psi}$  é o momento transversal reconstruído da  $J/\Psi$ .

Existem duas maneiras para diferenciar os dois tipos de produção de  $J/\Psi$  e em ambas a variável  $\tau$  é fundamental: a primeira é baseado em um corte nesta variável, enquanto a segunda aplica um ajuste (*fit*) na curva da variável  $\tau$  antes e depois dos cortes de identificação [44].

Ao menos uma das cinco *chains* dedicadas ao  $J/\Psi$  (dispostas na Tabela 4.4) deve ter sido acionada pelo evento. Cada uma dessas *chains* dedicadas requer a identificação com o critério de maior pureza (*Tight*) e  $E_T$  acima de um determinado patamar para o primeiro objeto, enquanto o segundo objeto é necessário apenas possuir  $E_T$  maior que o patamar definido pela *chain*. Uma vez que uma das *chains* tenha sido acionada pelo evento, inicia-se a busca do par *tag-probe*. Na seleção é exigido que o *tag* e o *probe* tenham  $E_T > 4,5$  GeV e  $|\eta| < 2,47$ , aplicando-se a restrição ao *tag* (mesmo não pode estar na região de  $1,37 < |\eta| < 1,52$ , região conhecida como *Crack*). O candidato à elétron *tag* precisa casar (*match*) com uma *chain tight* e satisfazer o critério de maior pureza na identificação *offline*. Por sua vez, o candidato à *probe* deve satisfazer as condições relativas a qualidade do traço e dar *match* com alguma *chain* possuindo ao menos 1 GeV a mais de energia do que o exigido pela *chain*. Para o par *tag-probe* é exigido que:

- $\Delta R_{\text{tag-probe}} \leq 0,15$
- $-1 < \tau < 0,2$
- $2,8 \text{ GeV} < m_{ee} < 3,3 \text{ GeV}$

A amostra de sinal e ruído de fundo utilizadas para ajuste do *ensemble* de classificadores foram extraídas dos dados de colisão de 2017, via T&P, uma vez que havia

a sua disponibilidade e a colaboração incentivou na realização do ajuste a partir de tais amostras. Para o sinal, exigiu-se a qualidade *Medium* e para a amostra de ruído de fundo exigiu-se a reprovação no critério *Very Loose*, esta escolha é feita pois um candidato reprovado por este critério indica que o mesmo não tem características mínimas de elétron, se parecendo mais com um jato. Apesar da *likelihood* utilizar o critério *Very Loose* [89] para estimar as *pdf*'s, optou-se pelo critério *Medium* devido a ao seu equilíbrio, que mantém uma estatística razoável na amostra sem grande contaminação. Para o testar dos modelos, foram utilizados dados de colisão, porém, estes foram dados coletados durante o ano de 2018, os mesmos critérios de qualidade impostos aos dados de 2017. A estatística disponível em cada um destes conjuntos encontra-se na Seção 5.

## 4.5 Ajuste dos Modelos

O ajuste dos modelos neurais é semelhante ao empregado no *ensemble* acima de 15 GeV. O treinamento utiliza o algoritmo RPROP com parâmetro  $\eta^+ = 1,1$  [54], que foi utilizado no desenvolvimento do *NeuralRinger* para  $E_T > 15$  GeV, com bons resultados em questão de convergência. O processamento aplicado aos anéis ( $r$ ) é dado por:

$$r'_i = \frac{r_i}{\sum_{j=1}^N r_j} \forall i = 1, 2, 3 \dots N \quad (4.2)$$

onde  $N$  é o número de anéis.

A função custo utilizada no treinamento foi o MSE e como critério de parada utilizou-se o  $SP$  (Equação (3.7)), de forma a parar o treinamento no ponto de maior  $SP$ , chamado de  $SP_{\max}$ . Neste ponto, espera-se que haja um melhor equilíbrio entre  $P_D$  e  $P_F$ .

O método de validação cruzada [56] utilizado para estimar a incerteza estatística dos modelos foi o *jack-knife* [90]. São criadas a partir dos dados de colisão de 2017, 10 partições, onde 9 são utilizadas para o treinamento e uma para validação/teste. Para cada configuração de treinamento, 100 inicializações são feitas, a fim de evitar a convergência para um mínimo local. Para cada inicialização, o limite de épocas é 5000. O tamanho da batelada é dada pela classe com menos eventos. Este processo é repetido de modo que todos os dados participam do conjunto de validação/teste pelo menos 1 vez e, ao final do processo de treinamento, para cada configuração de treinamento, apenas a melhor inicialização é retirada para se calcular a eficiência esperada do modelo do *ensemble* de MLP em desenvolvimento e a incerteza estatística. Este método é aplicado a cada uma das redes neurais que compõem o *ensemble*.

A determinação da quantidade de neurônios na camada escondida foi feita através de uma busca, variando-se esta quantidade entre 5 e 10 neurônios. Restringiu-se a

quantidade de neurônios na busca com base dos resultados obtidos acima de 15 GeV, onde não se utilizou nenhuma topologia com mais do que 10 neurônios. A escolha da topologia foi feita avaliando-se o índice  $SP$  com o uso de diagramas de caixa (*boxplots*) e procurou-se manter a parcimônia, de modo a não atribuir complexidade desnecessária aos modelos. Todos os modelos foram extraídos de forma a maximizar o  $SP$ . Para isto, é utilizada a *Receiver Operation Curve* (ROC).

Devido a diferença entre as regiões definidas para o *CutBased* (Seção 4.1) e as regiões empregadas para o *NeuralRinger* (Tabela 4.3) foi preciso combinar as eficiências das regiões do *CutBased* de maneira que estas tornem-se compatíveis com as regiões utilizadas pelo *NeuralRinger*, com isso, obtém-se os alvos de detecção. Por exemplo, a região de  $0,0 < |\eta| \leq 0,8$  utiliza no *NeuralRinger* engloba duas regiões em  $\eta$  do *CutBased*, assim, a eficiência do *CutBased* na região  $0,0 < |\eta| \leq 0,8$  é dada pela eficiência nas regiões  $0,0 < |\eta| \leq 0,6$  e  $0,6 < |\eta| \leq 0,8$ .

Uma vez terminado o processo de ajuste e extração dos modelos no *TuningTools*, utiliza-se o ambiente *rDev* para realizar a derivação dos pontos de operação, de acordo com os critérios de qualidade do ATLAS citados anteriormente (***Tight***, ***Medium***, ***Loose***, ***Very Loose***). Assim, são obtidos, para cada região do espaço de fase, modelos que atendam a estes critérios e que tenham a mesma detecção da estratégia *CutBased*, de modo que a detecção, na etapa final do HLT, se mantenha inalterada. Entretanto, os resultados mostraram que esta abordagem não é suficiente, pois há diferença considerável de desempenho entre o *NeuralRinger* e o *CutBased*. Assim optou-se por ajustar os modelos de maneira a manter o  $P_D$  do final HLT; assim, a busca dos pontos de operação foi feita de maneira a obter o nível  $P_D$  ao no final das *chains* do HLT.

Considerando-se o equilíbrio que o treinamento por  $SP_{\max}$  obtém, decidiu-se propor um novo ponto de operação. Tal ponto de operação (derivado a partir do  $SP_{\max}$ ) pode ser considerado um meio termo entre ***Tight*** e o ***Medium***, onde há maior detecção do que no ***Tight***, porém o falso alarme é menor que ***Medium***. Este ponto, obtido através do  $SP_{\max}$ , foi denominado de ***Very Medium***. O ponto de operação obtido pelo ajuste a partir do  $SP_{\max}$  é uma das contribuições deste trabalho.

A maior ocupação do detector, causada pelo aumento da luminosidade, afeta a reconstrução dos elétrons, levando ao empilhamento de sinais (*pile-up*). Este processo afeta tanto elétrons quanto o ruído; no entanto, a descaracterização é maior na medida em que os elétrons produzem chuviros menos largos nos calorímetros.

Para reduzir a dependência de desempenho com o empilhamento de sinais, um ajuste linear foi feito em função de um estimador do empilhamento, que no caso *online*, é dado pelo número médio de interações por cruzamento de pacotes  $\langle \mu \rangle^2$ [41].

---

<sup>2</sup>A estimação de  $\langle \mu \rangle$  feita *offline* leva em consideração o número de vértices primários (*nvtx*),

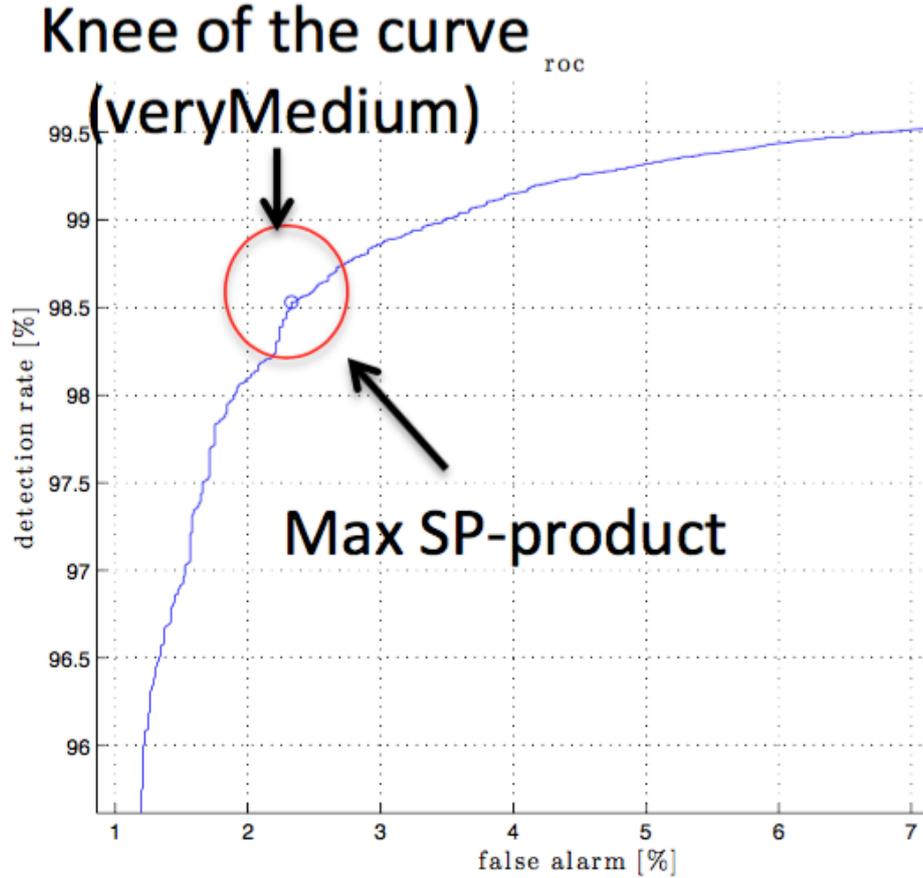


Figura 4.2: Ilustração do ponto de operação *Very Medium*, o ajuste do ponto de operação se dá pelo  $SP_{\max}$  coincidindo com o “joelho” da curva ROC. Neste ponto obtém-se a melhor relação entre  $P_D$  e  $P_F$ .

Este ajuste linear é dado em função dos limiares responsáveis pela obtenção da eficiência de detecção desejada e em função do estimador de empilhamento, para uma grade espaçada de 1 unidade do estimador. O ajuste é feito utilizando o método do  $\chi^2$  e o mesmo é calculado por [92]:

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

onde  $f(x)$  é a função a ser ajustada, neste caso uma função afim;  $e_y$  é o erro inferior (superior) das ordenadas, caso o  $f(x)$  esteja abaixo (acima) de  $y$ , e  $e_{xl}$  ( $e_{xh}$ ) é o erro inferior (superior) nas abscisas.

A execução deste ajuste acarreta no aumento do  $P_F$  em cortes que são mais restritivos; desta maneira, o processo de correção é feito de forma manual e interativa, de modo a relaxar o coeficiente angular até que o mesmo chegue em um equilíbrio entre a correção e um nível aceitável de  $P_F$ . Este procedimento já foi adotado para

entretanto por limitações do *online* esta estimativa é feita com o uso do sub-detector *LUMinosity Cherenkov Integrating Detector* (LUCID) [91].

o desenvolvimento de modelos para o *NeuralRinger* acima de 15 GeV.

Para o caso do *NeuralRinger*, em ambas as faixas de energia, após tendo sido completada a fase de treinamento dos modelos removeu-se o neurônio da camada de saída (*tanh*), para evitar a propagação de não-linearidades adicionais no ajuste linear, substituindo-o por um neurônio com ativação linear, sem alterar os pesos da camada escondida. Entretanto, diferente dos modelos para  $E_T > 15$  GeV, onde essa correção é feita em todas as regiões do espaço de fase para os modelos abaixo de 15 GeV, optou-se por não realizar a correção nas regiões do *Crack* ( $1,37 \leq |\eta| < 1,54$ ) e da Tampa ( $2,37 \leq |\eta| < 2,47$ ), uma vez que a mesma se mostrou ineficaz devido a baixa estatística nestas regiões. Ainda devido às limitações da estatística do conjunto de dados, decidiu-se modificar o espaçamento da grade utilizada para o ajuste, empregando um espaçamento que siga a granularidade das seções dos calorímetros, conforme visto na Tabela 2.1.

## 4.6 Operação e Avaliação do *NeuralRinger*

Para cada uma das região do espaço de fase são obtidos 10 modelos. Para cada uma das regiões do *ensemble* apenas 1 rede neural é utilizada, assim, a rede que será instalada é escolhida da seguinte maneira:

1. Alimentam-se as 10 redes com todos os dados de treinamento;
2. Calcula-se o *SP* de cada uma;
3. A rede que irá operar é aquela que possuir o maior *SP* dentro de todo o conjunto de treinamento.

Para avaliação dos modelos utilizou-se a análise de quadrante, ou seja, analisou-se em quais amostras os *ensembles* (*CutBased* e *NeuralRinger*) tinham a mesma resposta e em quais eles discordavam. Para isto, são utilizadas as variáveis da Tabela 3.1, empregadas no ambiente *offline*. Outra maneira de comparar os modelos é através da emulação local e do Trigger. A emulação local é utilizada com o propósito de e verificar as eficiência no conjunto de dados selecionados conforme a Seção 4.4 e preparar o *NeuralRinger* para operar sem alterar o  $P_D$  do HLT. Por fim, a emulação completa do Trigger tem objetivo de verificar o  $P_F$  obtido pelo *NeuralRinger* quando este esta operando sem alterar o  $P_D$  do HLT. Além disto, realizou-se um estudo com o objetivo de verificar a atuação do **Very Medium** no Trigger e avaliar a capacidade do *CutBased* com relação a todos os pontos de operação.

# Capítulo 5

## Resultados

Nesta secção, serão apresentados os resultados obtidos pelo *NeuralRinger* para elétrons com  $E_T < 15$  GeV. Tais resultados compreendem a formação do conjunto de dados e do *ensemble*, a avaliação do processo de treinamento a extração dos modelos, a correção em função do efeito de empilhamento, a comparação com o *CutBased* via análise e emulação local das eficiências

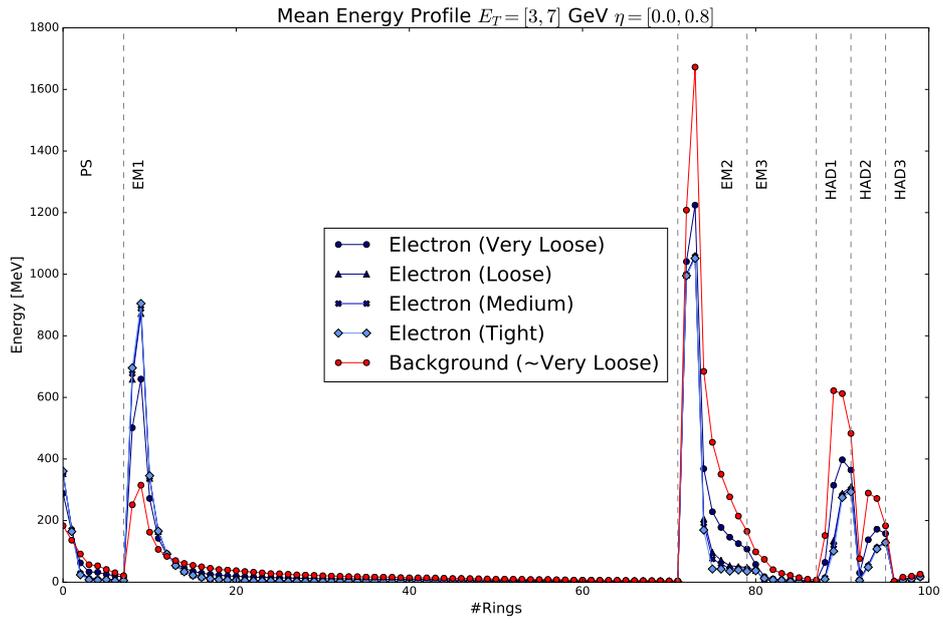
Como mencionado na Seção 4.4, optou-se por utilizar como amostra de sinal elétrons que tenham sido aprovados pelo critério *Medium* e como fundo exigiu-se a reprovação no critério *Very Loose*, a Figura 5.1 mostra a comparação entre o perfil médio dos anéis para os diferentes critérios de pureza, donde é possível ver que no critério *Very Loose* há uma grande contaminação, levando o perfil médio dos anéis a estar próximo ao do fundo.

Ainda tratando dos resultados da seleção e extração dos conjuntos para treino e teste a estatística disponível para treinamento é disposta na Figura 5.2a enquanto os dados que foram utilizados como teste para o modelo (validação dos resultados) é visto na Figura 5.2b. Nota-se que ambos conjuntos um grande desbalanço entre a classe de elétrons e a classe dos jatos.

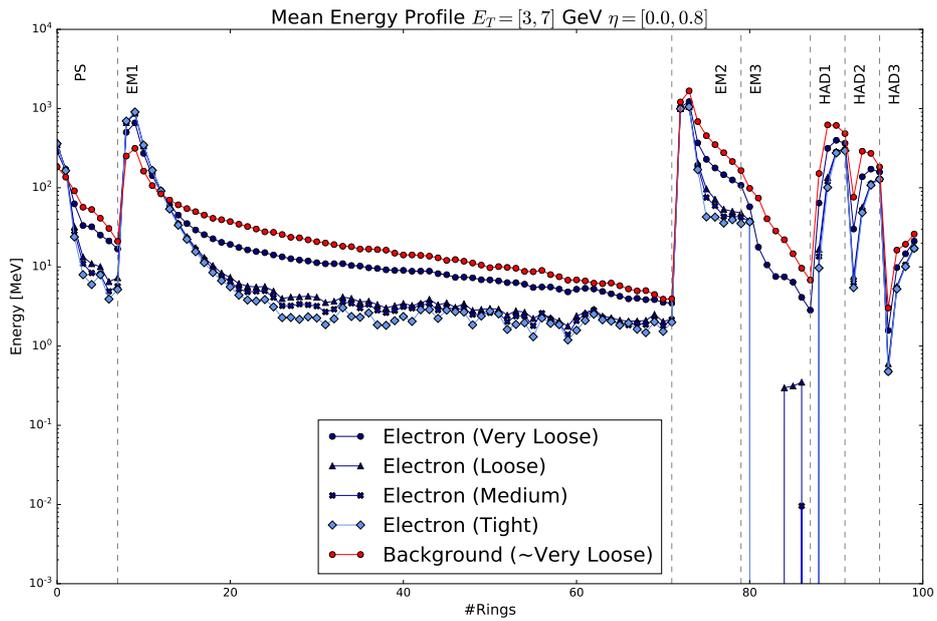
No Capítulo 4 foram apresentados 2 ambientes onde são desenvolvidos os modelos (TuningTools) e definidos os pontos de operação dos mesmos (rDev). O terceiro ambiente citado é o *Athena* onde é possível emular a resposta do Trigger. Durante o desenvolvimento do *ensemble*, notou-se uma diferença em um destes ambientes. Como mencionado, o *Athena* é responsável pela emulação do Trigger dentro da infraestrutura do ATLAS. Porém, verificou-se uma diferença entre a eficiência obtida pelo Trigger e o emulador, esta diferença apresentava o emulador com  $P_F$  maior do que o Trigger. Após uma verificação minuciosa, constatou-se a influência do *prescale*<sup>1</sup> das *chains* e do emulador do *L1Calo* nestas diferenças. Reduziu-se o efeito

---

<sup>1</sup>O *prescale* tem por objetivo ponderar o processamento em determinadas *chains*. O número de vezes que uma dada *chain* precisa ser acionada para que a mesma seja processada é chamado *prescale*, este número depende da *chain*. *Chains* com *prescale* igual à 0 sempre serão processadas



(a)



(b)

Figura 5.1: 5.1a Comparação entre os perfis médios ao longo das camadas do sistema de calorimetria do ATLAS para os quatro critérios de seleção *offline* e o fundo (*background*) para região de  $3 < E_T < 7$  GeV e  $0 < |\eta| < 0,8$ ; 5.1b após utilizar a escala logarítmica verifica-se que os elétrons aprovados pelo critério **Very Loose** possuem um perfil em média mais próximo do perfil do fundo. Este comportamento é visto ao longo de todo espaço de fase.

ao serem acionadas.

Signal/Background

E <sub>T</sub>	4 : 2.37->2.50	272 16684	201 13353	147 25601
	3 : 1.54->2.37	6656 229695	3865 127504	3614 250973
2 : 1.37->1.54	499 27144	442 23556	429 43249	
1 : 0.80->1.37	8736 171507	6436 73960	6343 163967	
0 : 0.00->0.80	28455 205234	19141 96655	21991 226747	
		0 : 3->7 [GeV]	1 : 7->10 [GeV]	2 : 10->15 [GeV]

(a) Treino: : dados de colisão obtidos em 2017

Signal/Background

E <sub>T</sub>	4 : 2.37->2.50	279 17408	218 12738	170 17233
	3 : 1.54->2.37	6763 241777	3872 133672	3460 260958
2 : 1.37->1.54	505 27971	454 23586	406 43927	
1 : 0.80->1.37	9022 180871	6836 78141	6644 171915	
0 : 0.00->0.80	30477 217789	19999 102063	23172 233903	
		0 : 3->7 [GeV]	1 : 7->10 [GeV]	2 : 10->15 [GeV]

(b) Teste: dados de colisão obtidos em 2018

Figura 5.2: (a) tem-se as amostras disponíveis para ajuste dos modelos; (b) são as amostras disponíveis utilizadas no teste dos modelos.

produzido pelo *prescale* e solucionou-se o problema do emulador do *L1Calo* (Figura 5.3).

A emulação do Trigger é complexa e costuma gerar pequena flutuações em relação a eficiência das *chains*, no caso do *NeuralRinger* acima de 15 GeV estas ficaram em torno de 1% na etapa rápida de calorimetria. Devido esta diferença ser pequena e próxima ao visto durante o desenvolvimento do *NeuralRinger* acima de 15 GeV esta foi considerada aceitável uma vez que não há outras diferenças entre os demais

ambientes.

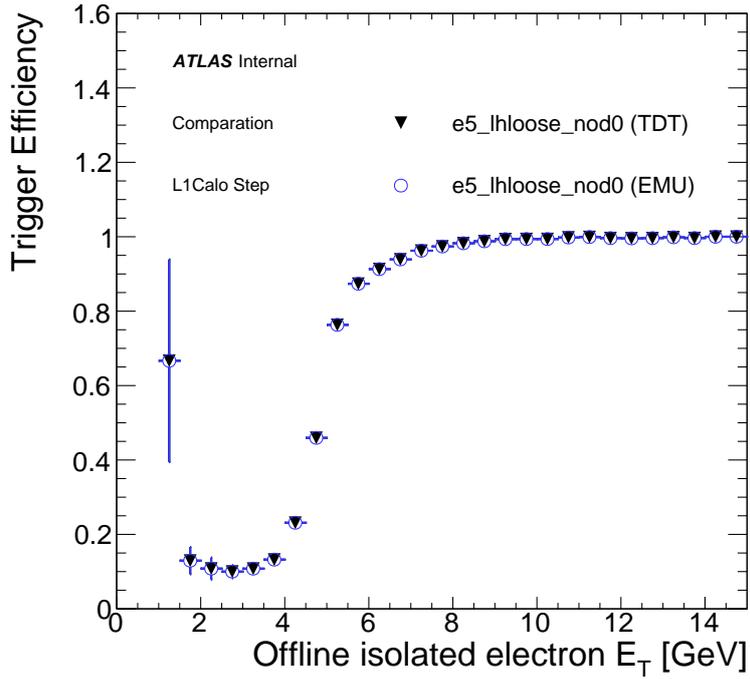
## 5.1 Validação Cruzada e Extração do *Ensemble*

Como mencionado anteriormente (Seção 4.5), o método utilizado para a validação cruzada foi o *jack-knife* e *boxplots* para a escolha da quantidade de neurônios na camada escondida. A comparação entre as técnicas é realizada sobre uma mesma base de dados, a saber, os dados de 2017 (treinamento), com o objetivo de realizar uma comparação, mais fraca, porém, desta maneira ambas as técnicas são avaliadas com os mesmos dados. Para *CutBased* todo o conjunto de dados de colisão de 2017 é tido como um conjunto de validação, uma vez que, o mesmo não foi ajustado nesta base de dados. Porém para o *NeuralRinger* o mesmo não pode ser dito, pois o mesmo utilizou estes dados para construção do modelo. Por este motivo, os dados de 2018 serão utilizados, pois o mesmo é considerado um conjunto de teste para ambas as técnicas.

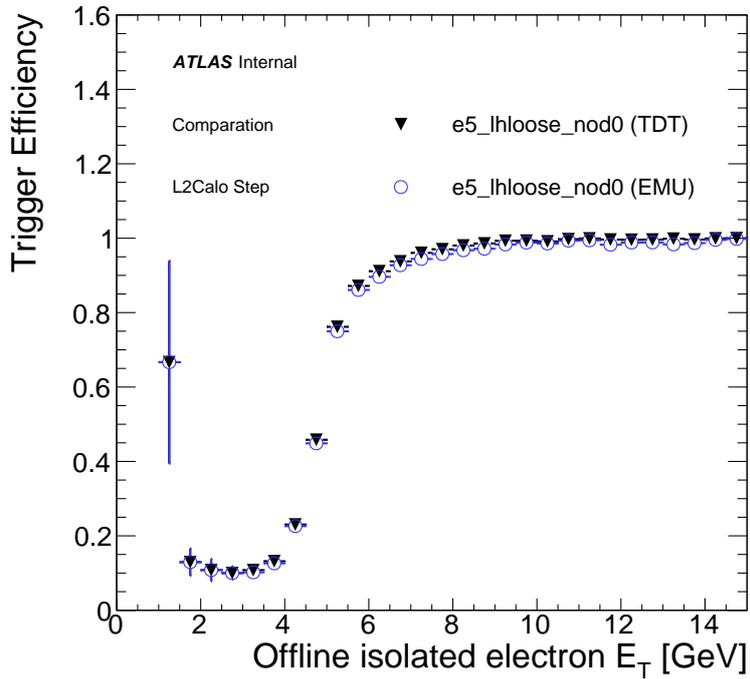
Durante o processo de treinamento não foi constada nenhuma ocorrência de *overtraining* (Figuras 5.4 e 5.5). Entretanto na Figura 5.6, fica claro que o processo de treinamento dos modelos que atuam na região do *Crack* e da tampa, regiões com baixa estatística disponível, o processo de treinamento se degradou causando pior desempenho nestas regiões (Tabela 5.1) em relação a outras regiões.

Na Figura 5.4, tem-se a esquerda (5.4a) a evolução do MSE no conjunto de validação, onde em vermelho está a pior rede obtida pelo método de validação cruzada. A linha azul e a linha azul com marcadores em círculos é a evolução do MSE durante o treinamento e avaliação da melhor rede obtida. As linhas em cinza representam as outras redes do processo de validação. As linhas verdes indicam respectivamente pontos de parada onde obtém-se maior  $P_D$ , menor  $P_F$  e maior  $SP$ .

As Tabelas 5.1 e 5.2, apresentam a incerteza de cada modelo que compõem o *NeuralRinger*, bem como a comparação entre o melhor modelo selecionado e a referência para cada região em os dois extremos dos pontos de operação. As tabelas de validação cruzada para os critérios *Medium* e *Loose* encontram-se no Apêndice B.

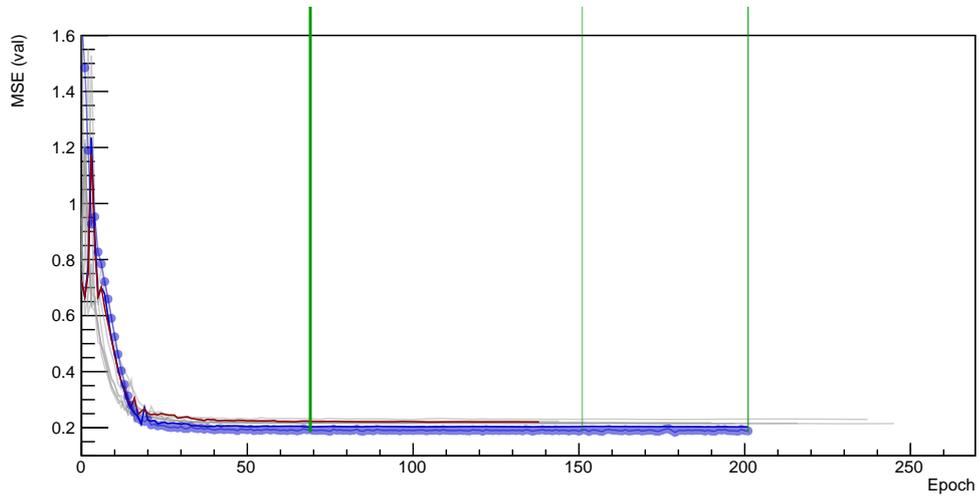


(a)

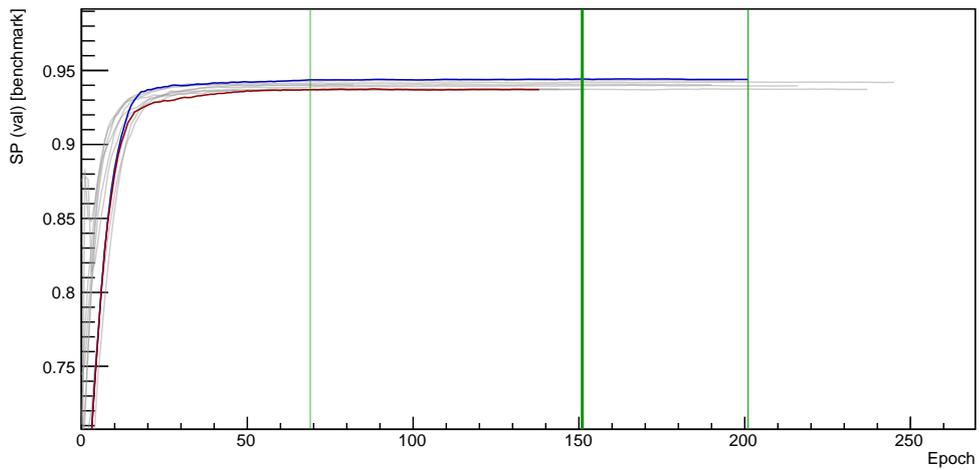


(b)

Figura 5.3: (a) esta a comparação entre a resposta do Trigger e do emulador do *Athena* no primeiro nível de filtragem (*L1Calo*) onde verifica-se a o acordo em ambos em função  $E_T$  na *chain* *e5\_lhloose\_nod0*; (b) compara a resposta do Trigger e do emulador do *Athena* ja na etapa rápida de calorimetria do HLT para a mesma *chain*, onde a diferença também esta próxima de 1% (total).

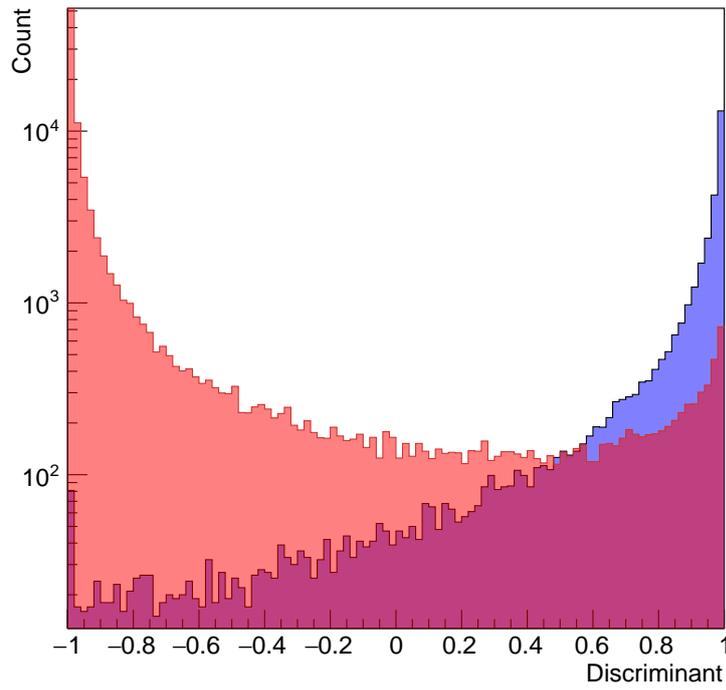


(a) MSE

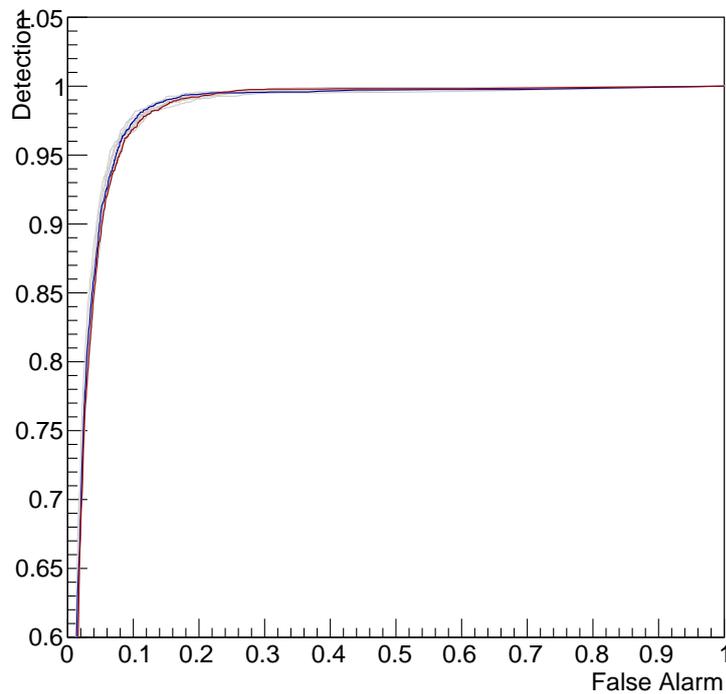


(b) Índice  $SP$

Figura 5.4: Exemplo de evolução do treinamento de uma das redes neurais do *ensemble*, com 5 neurônios na camada escondida para região de  $4 \leq E_T < 7$  e  $0,0 \leq \eta < 0,8$ . Em azul a evolução da melhor rede neural, em vermelho, a pior rede obtida durante o treinamento, em cinza estão dispostas as demais e por fim as linhas verdes indicam pontos de parada do treinamento.

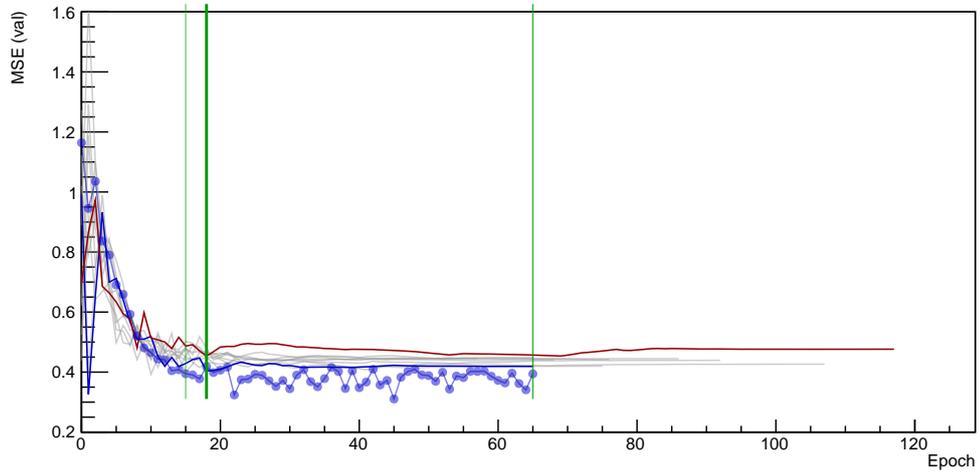


(a)

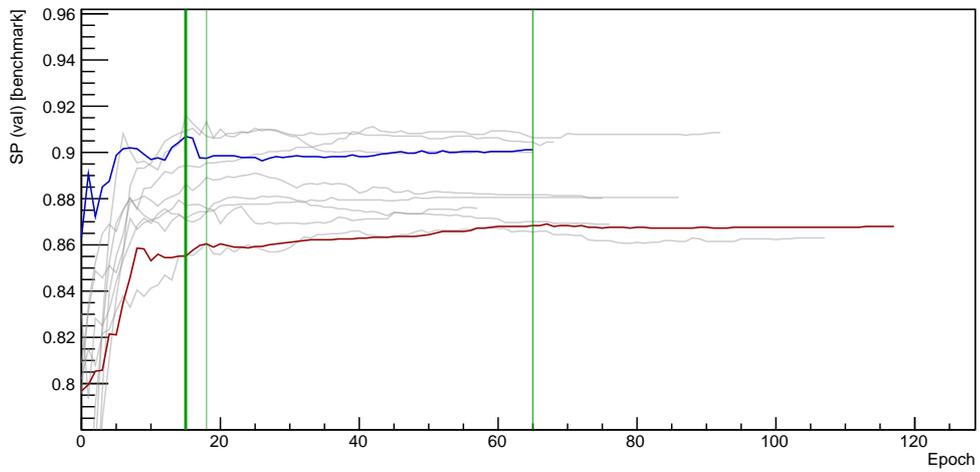


(b)

Figura 5.5: Saída e curva ROC do melhor classificador obtido para região  $4 < E_T < 7$  e  $0, 0 < |\eta| < 0, 8$ ; (a) está a saída da rede neural, onde em vermelho estão os jatos e em azul elétrons. As distribuições estão sobrepostas; (b) está disposta a ROC obtida durante o processo de validação, onde em azul está a curva para melhor rede obtida e em vermelho a pior.



(a) MSE



(b) Índice  $SP$

Figura 5.6: Exemplo de evolução do treinamento de uma das redes neurais do *ensemble*, com 5 neurônios na camada escondida para região de  $4 \leq E_T < 7$  e  $1,37 \leq \eta < 1,54$ .

Tabela 5.1: Valores de  $P_D$ ,  $P_F$  e  $SP$  para cada região do espaço de fase do *NeuralRinger* obtidos pelo método de validação cruzada e a comparação dos melhores modelos selecionados por  $SP_{\max}$  com a referência ***Tight***, em verde destaca-se o  $SP$ .

kinematic region		$3 < E_T [\text{Gev}] < 7$			$7 < E_T [\text{Gev}] < 10$			$10 < E_T [\text{Gev}] < 15$		
Det. Region	Type	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]
$0, 00 < \eta < 0, 80$	CrossValidation	96,09±0,21	94,00±0,03	8,07±0,20	96,06±0,16	94,48±0,02	7,09±0,17	96,63±0,20	94,81±0,02	7,00±0,19
	Reference	98,36	83,13	30,82	99,08	82,59	32,39	98,75	87,08	23,86
	Operation	95,95	94,06	7,82	95,81	94,53	6,74	96,69	94,87	6,94
$0, 80 < \eta < 1, 37$	CrossValidation	95,40±0,23	93,14±0,03	9,09±0,20	95,27±0,29	93,30±0,03	8,65±0,30	95,67±0,22	93,65±0,05	8,35±0,21
	Reference	95,73	72,62	47,28	97,82	72,78	48,53	98,22	79,51	37,21
	Operation	95,76	93,22	9,27	95,52	93,36	8,77	95,83	93,76	8,29
$1, 37 < \eta < 1, 54$	CrossValidation	93,20±0,58	88,88±0,20	15,34±0,75	93,22±1,20	89,73±0,19	13,69±1,00	97,94±1,02	93,72±0,52	10,39±0,67
	Reference	83,97	62,86	55,16	88,24	65,73	53,44	95,34	73,91	44,77
	Operation	93,31	89,24	14,74	94,49	90,05	14,28	100,00	94,70	10,46
$1, 54 < \eta < 2, 37$	CrossValidation	94,74±0,39	90,80±0,05	13,06±0,36	94,95±0,38	92,14±0,03	10,63±0,33	95,34±0,61	92,89±0,07	9,52±0,60
	Reference	93,40	75,59	40,34	96,20	78,11	38,09	97,95	83,99	28,89
	Operation	94,81	90,91	12,91	95,20	92,20	10,75	96,17	93,02	10,09
$2, 37 < \eta < 2, 50$	CrossValidation	94,20±0,94	88,28±0,27	17,43±1,02	93,70±0,93	88,98±0,23	15,62±0,95	90,52±1,89	87,05±0,43	16,34±1,42
	Reference	95,22	55,38	73,38	96,52	55,84	73,41	96,60	64,18	61,51
	Operation	95,38	88,79	17,57	94,30	89,37	15,42	93,55	87,71	17,94

Tabela 5.2: Valores de  $P_D$ ,  $P_F$  e  $SP$  para cada região do espaço de fase do *NeuralRinger* obtidos pelo método de validação cruzada e a comparação dos melhores modelos selecionados por  $SP_{\max}$  com a referência **Very Loose**, em verde destaca-se o  $SP$ .

kinematic region		$3 < E_T [\text{Gev}] < 7$			$7 < E_T [\text{Gev}] < 10$			$10 < E_T [\text{Gev}] < 15$		
Det. Region	Type	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]
$0, 00 < \eta < 0, 80$	CrossValidation	96,09±0,21	94,00±0,03	8,07±0,20	96,06±0,16	94,48±0,02	7,09±0,17	96,63±0,20	94,81±0,02	7,00±0,19
	Reference	98,92	82,49	32,44	99,31	81,67	34,24	99,09	85,39	27,28
	Operation	95,95	94,06	7,82	95,81	94,53	6,74	96,69	94,87	6,94
$0, 80 < \eta < 1, 37$	CrossValidation	95,40±0,23	93,14±0,03	9,09±0,20	95,27±0,29	93,30±0,03	8,65±0,30	95,67±0,22	93,65±0,05	8,35±0,21
	Reference	98,12	60,70	67,54	98,85	61,47	66,85	98,61	72,40	49,72
	Operation	95,76	93,22	9,27	95,52	93,36	8,77	95,83	93,76	8,29
$1, 37 < \eta < 1, 54$	CrossValidation	93,20±0,58	88,88±0,20	15,34±0,75	93,22±1,20	89,73±0,19	13,69±1,00	97,94±1,02	93,72±0,52	10,39±0,67
	Reference	88,58	54,00	71,84	91,40	56,91	69,24	95,57	64,01	61,13
	Operation	93,31	89,24	14,74	94,49	90,05	14,28	100,00	94,70	10,46
$1, 54 < \eta < 2, 37$	CrossValidation	94,74±0,39	90,80±0,05	13,06±0,36	94,95±0,38	92,14±0,03	10,63±0,33	95,34±0,61	92,89±0,07	9,52±0,60
	Reference	94,53	68,28	53,66	96,71	72,29	48,56	98,28	78,47	39,10
	Operation	94,81	90,91	12,91	95,20	92,20	10,75	96,17	93,02	10,09
$2, 37 < \eta < 2, 50$	CrossValidation	94,20±0,94	88,28±0,27	17,43±1,02	93,70±0,93	88,98±0,23	15,62±0,95	90,52±1,89	87,05±0,43	16,34±1,42
	Reference	95,22	52,08	77,65	96,52	52,23	78,03	97,28	55,43	74,32
	Operation	95,38	88,79	17,57	94,30	89,37	15,42	93,55	87,71	17,94

Tabela 5.3: Resultados integrados obtidos pelo *NeuralRinger* obtidos após o treinamento para todos os pontos de operação do ATLAS e para o **Very Medium**

Pontos de Operação	Algoritmos	$P_D$	$P_F$
Tight	CutBased	97,78	36,86
	NeuralRinger	97,77	12,28
Medium	CutBased	98,88	40,07
	NeuralRinger	97,87	12,52
Loose	CutBased	98,02	42,78
	NeuralRinger	98,00	13,29
Very Loose	CutBased	98,46	46,96
	NeuralRinger	98,44	14,41
Very Medium	NeuralRinger	95,92	9,70

Após realizado o processo de validação cruzada é necessário realizar a escolha a topologia das redes que irão operar. Esta escolha foi feita com uso de *boxplot* e priorizando, como mencionado anteriormente, a simplicidade do modelo. Desta maneira, a Figura 5.7 mostra que, do ponto de vista do  $SP$ , as incertezas são próximas e os resultados são similares, assim, optou-se por aplicar o princípio da parcimônia e utilizar em todas as redes neurais que compõem o *ensemble* apenas 5 neurônios na camada escondida.

SP Index

## Box Plots - SP Index

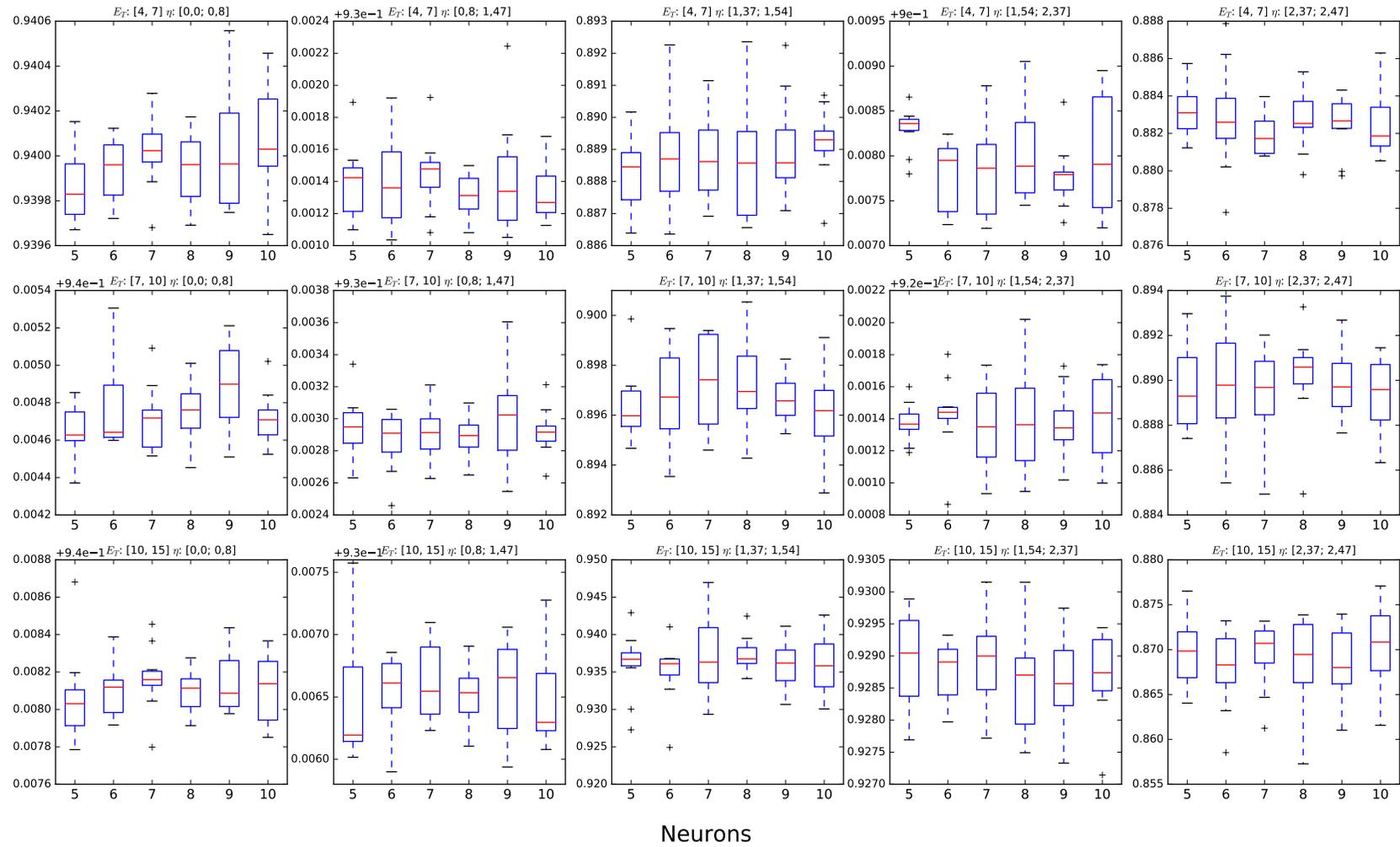


Figura 5.7: Diagrama de caixa utilizado na escolha da topologia dos modelos neurais para cada região do espaço de fase.

## 5.2 Correção de Pile-up e Ajuste dos Pontos de Operações

Como mencionado anteriormente, durante a correção de Pile-up excluiu-se toda a região do *Crack* ( $1,37 \leq |\eta| < 1,54$ ) e da Tampa ( $2,37 \leq |\eta| < 2,47$ ), devido a baixa estatística nestas regiões, conforme ilustram as Figuras 5.8 e 5.9. Além da operação baseada no  $SP_{\max}$  (*Very Medium*), definiu-se também, os seguintes pontos de operação ao redor do *Very Medium* (Figura 5.10):

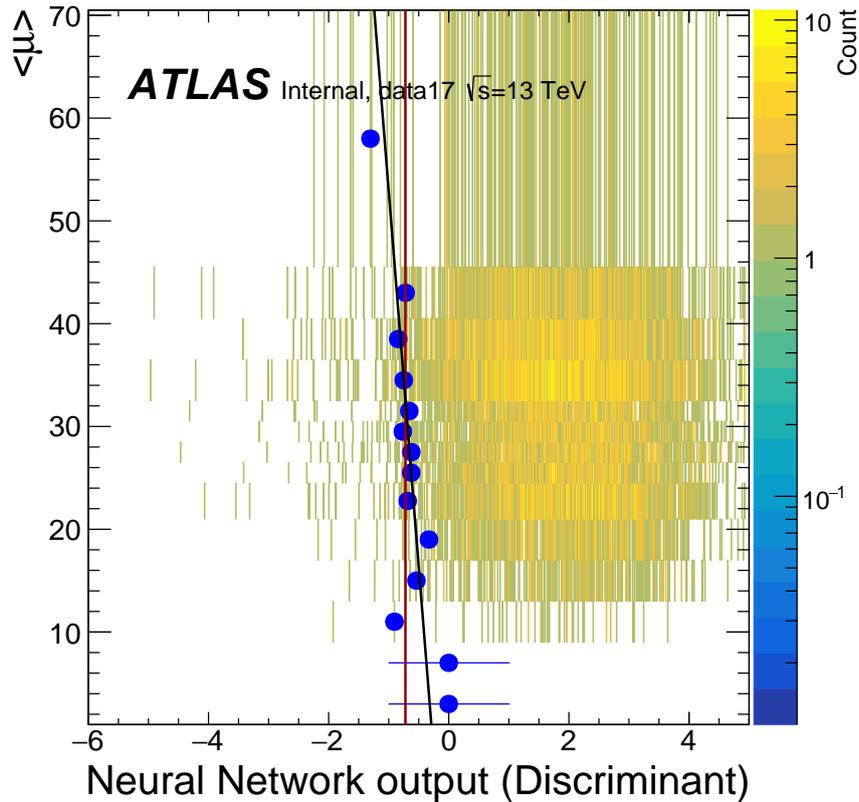


Figura 5.8: Saída da rede neural com a função de ativação não-linear removida após o estágio de treinamento para elétrons em função de  $\langle \mu \rangle$  para  $0.8 < |\eta| < 1.37$  e  $4 < E_T < 7$ . Os elétrons são obtidos pelo método T&P em dados de colisão de 2017. Os pontos em azul representam os limiares de corte da rede neural que produzem o  $P_D$  exigido para cada faixa de  $\langle \mu \rangle$ . A linha em preta representa o corte ajustado utilizado pela rede neural para selecionar os candidatos e a linha vermelha é o antigo patamar antes da correção.

- **Tight:** configurou-se o *NeuralRinger* para operar com  $\approx 90\%$  de detecção.
- **Medium:** neste ponto o *NeuralRinger* foi configurado operar com  $\approx 95\%$  da detecção.

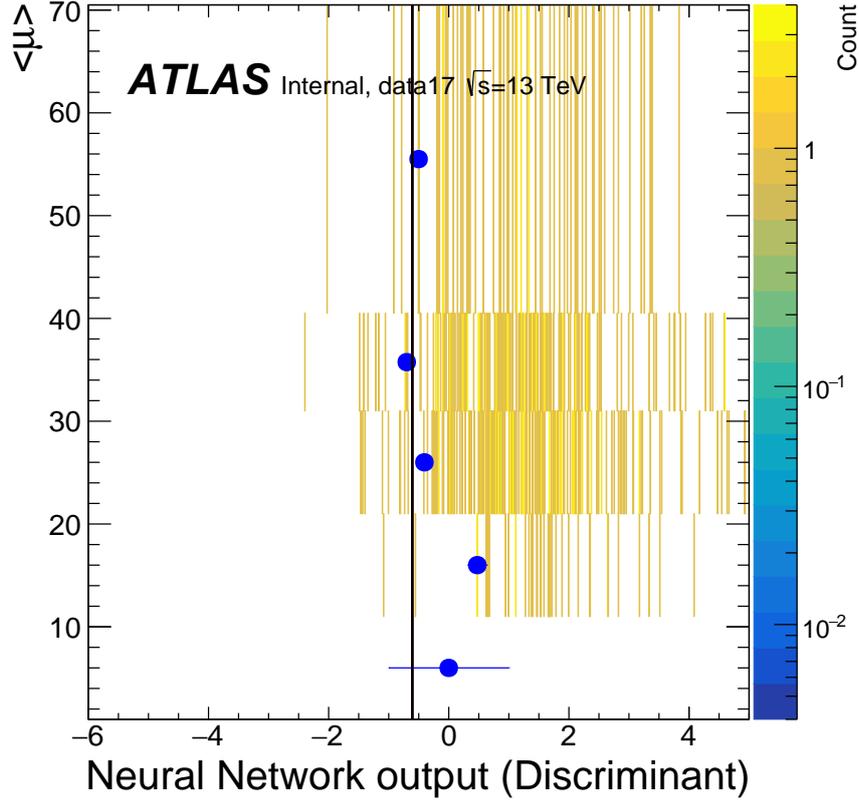


Figura 5.9: Região onde não se aplicou a correção de pile-up. Neste caso a região em questão é  $3 \leq E_T < 7$  e  $1,37 \leq |\eta| < 1,57$  onde é possível observar apenas o ajuste natural da rede neural (linha em preto).

- **Loose**: neste ponto o *NeuralRinger* foi configurado operar com  $\approx 99\%$  da detecção.
- **Very Loose**: neste ponto o *NeuralRinger* foi configurado operar com  $\approx 99,5\%$  da detecção.

Na Figura 5.10 observa-se que o *NeuralRinger*, graças ao **Very Medium**, obteve 5 pontos de operação. Nota-se também que o **Very Medium** é o ponto de operação com maior  $SP$  dentre todos os outros, e o mesmo apresenta maior equilíbrio entre  $P_D$  e  $P_F$ . Entretanto, como o **Very Medium** e conseqüentemente os outros 4 pontos de operação não possuem compromisso com Trigger foi necessário realizar um novo ajuste dos pontos de operação (excluindo-se o **Very Medium**) de modo que estes mantenham o mesmo  $P_D$  do *CutBased*, conforme visto na Figura 5.11, uma vez que no Trigger procura-se manter as mesmas taxas de detecção.

Na Figura 5.11 nota-se que após realização este reajuste dos pontos de operação o **Very Medium** tornou-se, quando comparado aos outros pontos de operação, um “**Very Tight**” e que os demais pontos se resumem em um único ponto de operação.

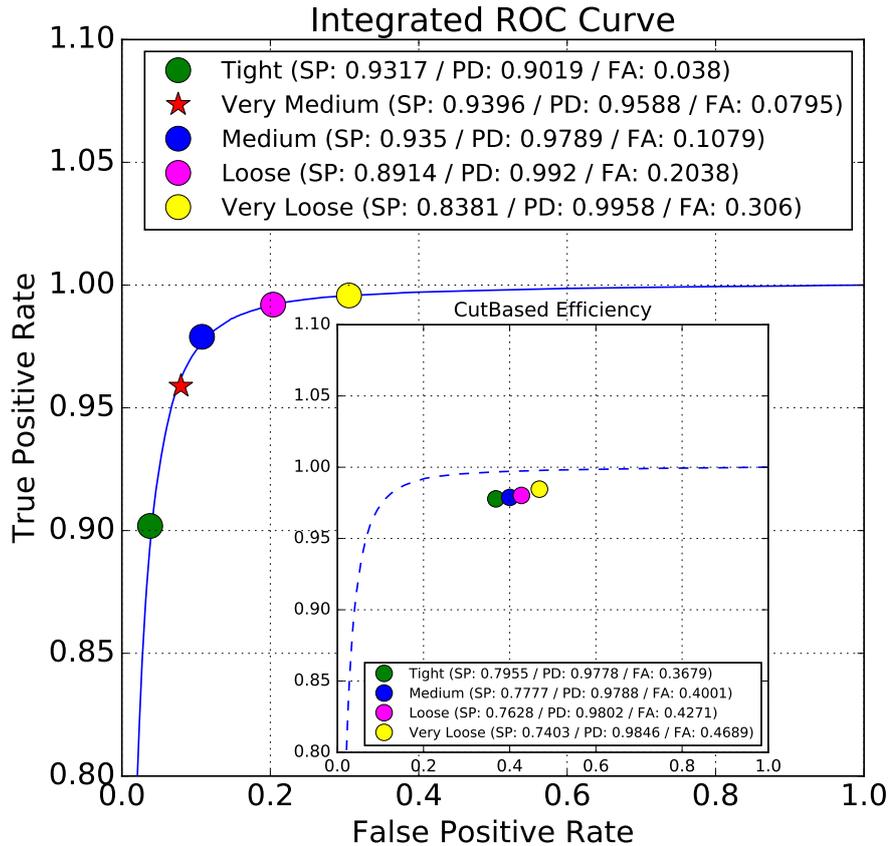


Figura 5.10: Pontos de operação obtidos em torno do **Very Medium** em comparação aos pontos de operação do *CutBased*.

Nota-se também que, o *CutBased* é incapaz de suprir todos os pontos de operação, pois aumentar o  $P_D$  do mesmo em 1 ponto percentual acarreta em um aumento no  $P_F$  em torno de 6%, tornando impraticável operar com 4 pontos, levando a no máximo 2 pontos.

### 5.3 Análise de Quadrante

Na análise de quadrante, busca-se avaliar o acordo e o desacordo entre ambas as estratégias. Para isto, o espaço de decisão é dividido em quatro regiões mutuamente exclusivas dadas na Tabela 5.4. Esta análise considera a ocorrência destes casos de forma quantitativa para cada uma das variáveis utilizadas pelo algoritmo utilizado para identificação de elétrons *offline* (dadas na Tabela 3.1). Assim, é possível verificar qual o comportamento de ambas as estratégias em função das variáveis do *offline*. Esta análise foi aplicada no conjunto de teste (dados de colisão obtidos em 2018).

Com base no conhecimento especialista da Física, espera-se que elétrons possuam

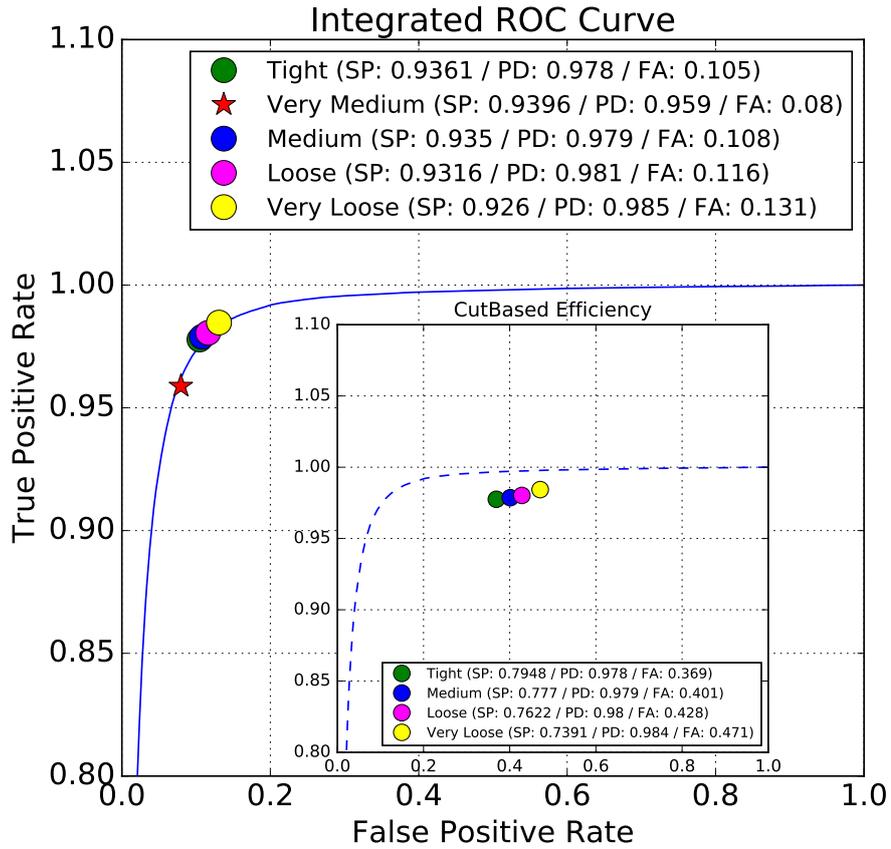
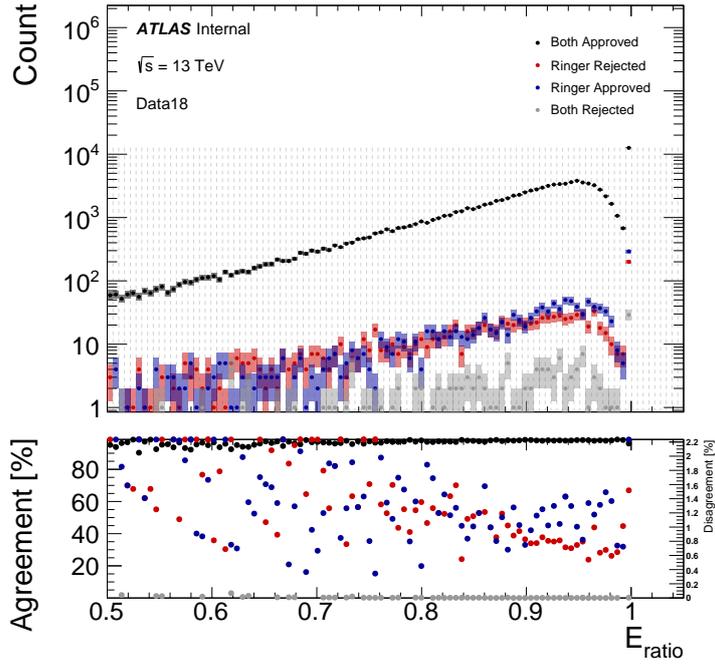


Figura 5.11: Pontos de operação do *NeuralRinger* operando com o mesmo  $P_D$  do *CutBased*.

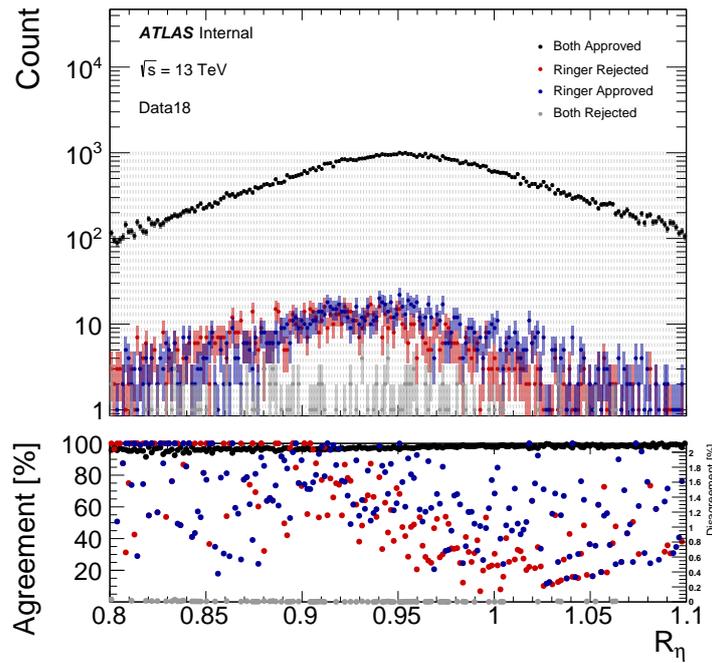
Tabela 5.4: Casos mutuamente exclusivos utilizados na análise de quadrante.

Caso 1	Ambas estratégias aceitam o elétron
Caso 2	Apenas o <i>NeuralRinger</i> aceita o elétron
Caso 3	Apenas o <i>CutBased</i> aceita o elétron (ou apenas o <i>NeuralRinger</i> rejeita)
Caso 4	Nenhuma das duas estratégias aceitam o elétron

o valor da variável  $E_{ratio}$  o mais próximo de 1 possível, da mesma forma a variável  $R_\eta$  espera-se valor próximo de 1. Os resultados da análise de quadrante expostos na Figura 5.12, permitiram avaliar de forma positiva o acordo do *NeuralRinger* com essas variáveis que são bastante utilizadas para a caracterização de elétrons, uma vez que, mesmo operando com o mesmo  $P_D$  do *CutBased* o *NeuralRinger* aprova mais candidatos com valores próximos de 1 tanto para a variável  $E_{ratio}$  quanto para variável  $R_\eta$ .



(a)



(b)

Figura 5.12: Análise de quadrante para as variáveis  $E_{\text{ratio}}$  (5.12a) e  $R_{\eta}$  (5.12b) em dados de 2018. A análise de quadrante foi obtida com elétrons (pósitrons) do decaimento do méson  $J/\Psi$  através do método T&P. O *probe* reconstruído deve estar dentro da região de precisão do ATLAS ( $|\eta| < 2,47$ ). Em preto encontra-se o Caso 1; em azul o Caso2; em vermelho o Caso 3 e em cinza o Caso 4 (Tabela 5.4).

Pontos de Operação	Algoritmos	$P_D$	$P_F$	$SP$
Tight	CutBased	97, 86	37, 51	79, 18
	NeuralRinger	98, 15	11, 77	93, 12
Medium	CutBased	97, 94	40, 65	77, 43
	NeuralRinger	98, 21	12, 10	92, 98
Loose	CutBased	97, 98	43, 36	75, 98
	NeuralRinger	98, 38	12, 91	92, 65
Very Loose	CutBased	98, 44	47, 46	73, 68
	NeuralRinger	98, 71	14, 37	92, 05

Tabela 5.5: Resultado obtidos após a emulação local no rDev, onde é comparado a eficiência do *NeuralRinger* e da *CutBased*.

## 5.4 Eficiências Emuladas Localmente

Para comparar a resposta dos modelos que foram ajustados para operar com a mesma eficiência da referência, realizou-se a emulação local feita no rDev [88]. Para isto, verificou-se a eficiência de detecção no conjunto de teste (dados de colisão de 2018). Abaixo estão dispostos os resultados deste processo. Esta emulação tem o propósito de verificar, antes da emulação completa do Trigger, a resposta do *NeuralRinger*, uma vez que o impacto na detecção ( $P_D$ ) deve ser mínimo no Trigger. Esta restrição é imposta pelo ATLAS.

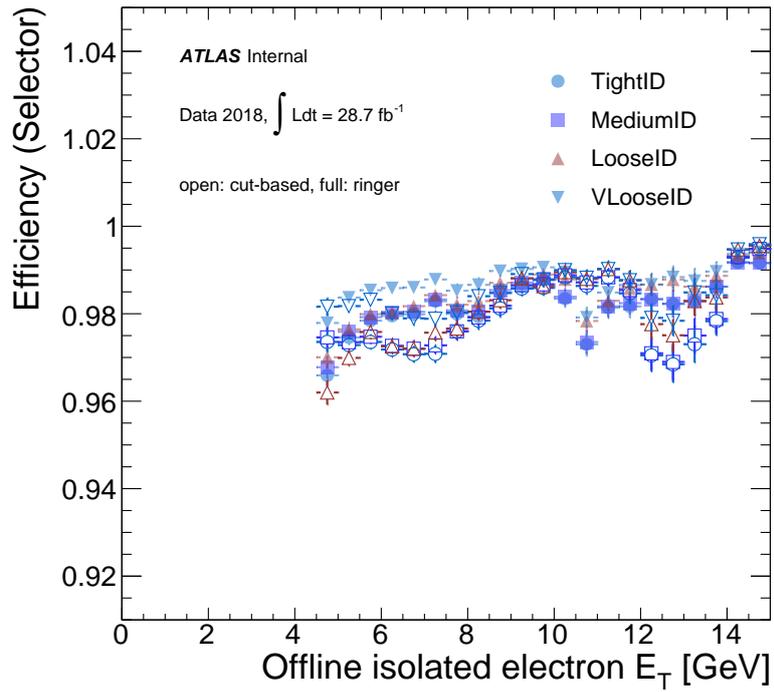
As eficiências presentes na Tabela 5.5, em conjunto com Figura 5.13, demonstram que o *NeuralRinger* tem a capacidade de operar produzindo a mesma eficiência do *CutBased*, porém com menor  $P_F$ .

Também na Figura 5.13 é possível notar um comportamento atípico na eficiência do *CutBased* em função de  $E_T$ , tal comportamento se deve as mudanças de regiões do *ensemble* de cortes. Este comportamento também é visto para o *NeuralRinger* e deve-se ao mesmo motivo.

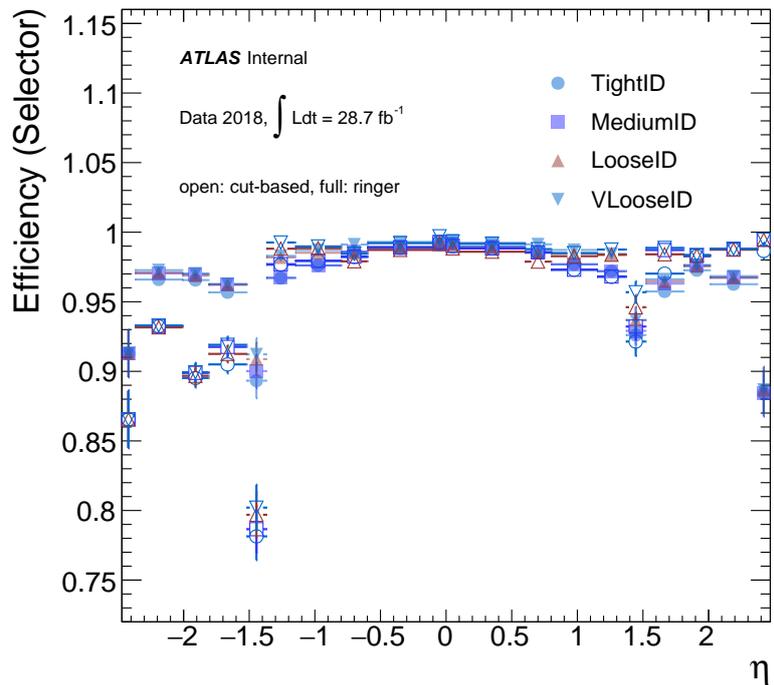
A eficiência do *NeuralRinger*, graças a correção em  $\langle\mu\rangle$ , se mantém com poucas quedas conforme visto na Figura 5.14a. Na Figura 5.14b, observa-se um aumento do  $P_F$  em função de  $\langle\mu\rangle$ , isto é esperado uma vez que a correção em  $\langle\mu\rangle$  visa manter os níveis de  $P_D$  estáveis e para isto admite-se o aumento do  $P_F$ , entretanto o mesmo ainda mantém-se muito abaixo do *CutBased*.

## 5.5 Emulação do Trigger no Athena

A emulação do Trigger, realizada no ambiente *Athena*, tem o propósito de simular todas as etapas do sistema de filtragem do ATLAS. Para isto foi utilizado uma fração dos dados de 2017, uma vez que realizar este processo é muito custoso em termos computacionais e de tempo. Entretanto, uma diferença na eficiência da etapa final

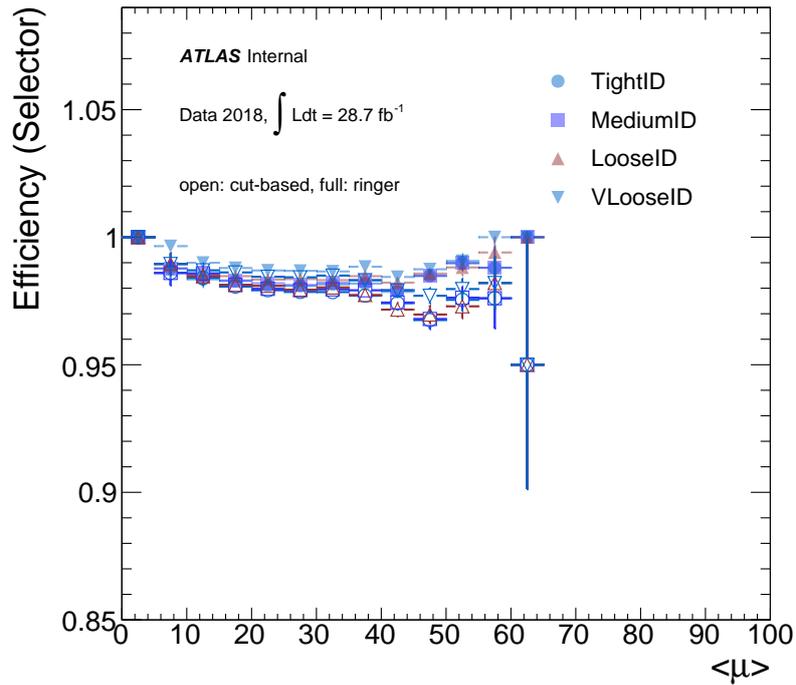


(a)

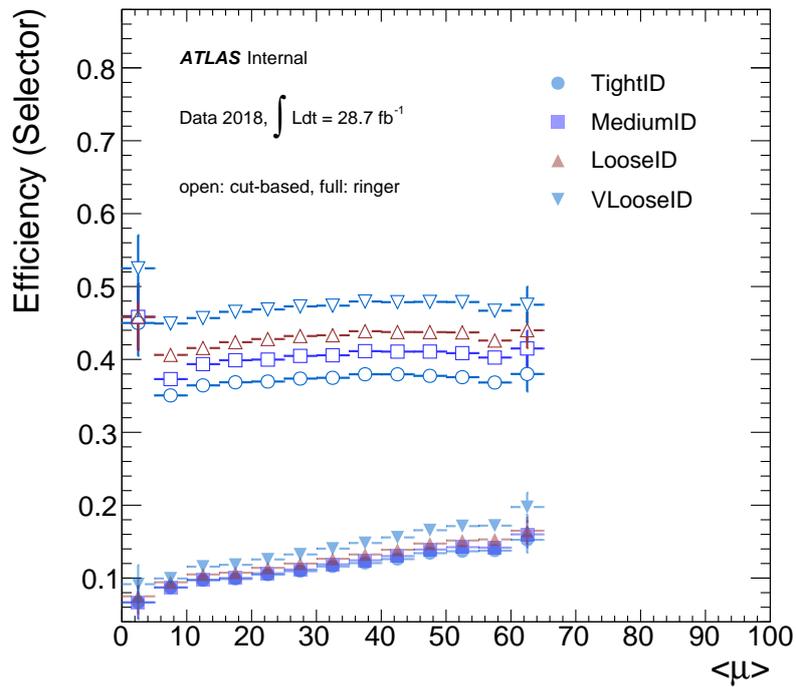


(b)

Figura 5.13: Eficiências para sinal (e) emuladas localmente em função de  $E_T$  e  $\eta$ . Os marcadores preenchidos são *NeuralRinger* enquanto os não preenchidos representam a referência.



(a)



(b)

Figura 5.14: Eficiências para sinal (e) e ruído (jato) emuladas localmente em função de  $\langle\mu\rangle$ . Os marcadores preenchidos são *NeuralRinger* enquanto os não preenchidos representam a referência.

Etapa do Trigger		L2Calo		HLT	
Cadeias	Tipo	$P_D$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$P_F$ [%]
e5_lhloose_nod0	Ringer	96,49	5,64	89,92	0,19
	noRinger	98,20	34,71	98,82	0,25
e5_lhvloose_nod0	Ringer	97,05	6,37	94,63	0,48
	noRinger	98,42	38,35	34,61	0,78
e7_lhmedium_nod0	Ringer	97,71	3,94	92,31	0,05
	noRinger	99,64	95,91	93,01	0,06
e9_lhmedium_nod0	Ringer	97,02	3,28	94,37	0,05
	noRinger	99,24	35,34	95,23	0,06
e9_lhloose_nod0	Ringer	96,79	4,35	94,97	0,15
	noRinger	99,10	37,05	95,61	0,22
e10_lhvloose_nod0_L1EM7	Ringer	97,94	4,68	97,15	0,35
	noRinger	99,67	41,89	97,74	0,63
e12_lhvloose_nod0_L1EM10VH	Ringer	95,73	2,01	95,39	0,21
	noRinger	97,32	12,79	95,92	0,41

Tabela 5.6: Resultado obtidos após a emulação do Trigger no *Athena*. Em destaque (verde) os resultados obtidos pelo *NeuralRinger*.

das *chains* do HLT foi notada mesmo após os pontos de operação do *NeuralRinger* terem sido ajustados para obter a mesma detecção do *CutBased*. Esta diferença, é ocasionada por dois motivos: existem elétrons aprovados pelo *NeuralRinger* que não são aprovados pelo *CutBased* e vice-versa; e o ajuste dos pontos de operação é feito baseado em um subconjunto selecionados dos dados, pois do sinal é exigida a aprovação pelo critério **Medium**. Com isto, foi realizado um novo ajuste dos pontos de operação do *NeuralRinger* de modo a minimizar o impacto na eficiência final das *chains* do HLT, obtendo assim, uma diferença de menos de 1 ponto percentual para as *chains* dispostas na Tabela 5.6.

Os resultados da emulação do Trigger comprovam a capacidade do *NeuralRinger* de operar sem impactar a eficiência final do HLT. Com relação ao  $P_F$ , observa-se que o *NeuralRinger* diminuiu substancialmente o  $P_F$  das *chains* avaliadas, em alguns casos esta redução foi de  $10x$  com relação ao *CutBased* presente na etapa rápida de calorimetria. Verifica-se também a redução do  $P_F$  na etapa final do HLT onde em alguns casos a redução foi de  $\approx 50\%$ . Na Figura 5.15 tem-se o gráfico de  $P_F$  em função de  $\eta$  para a cadeia e5\_lhloose\_nod0 para a etapa rápida de calorimetria, onde a redução do fica evidente.

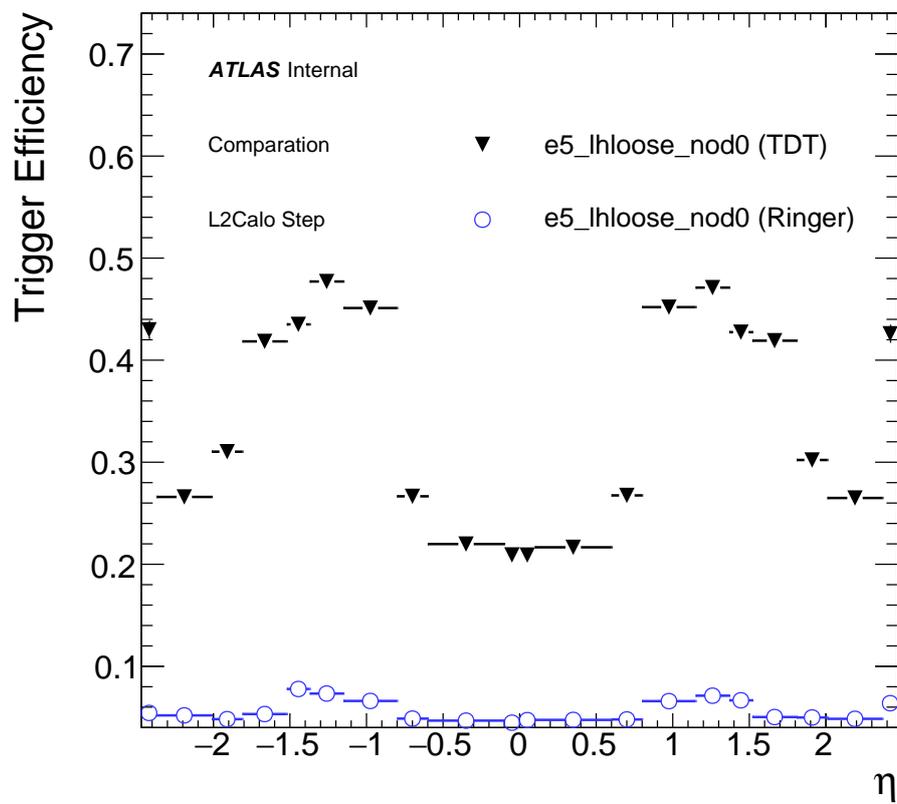


Figura 5.15: Comparação de  $P_F$  em função de  $\eta$  obtida na emulação do Trigger.

# Capítulo 6

## Conclusões e Trabalhos Futuros

Na área de Física de Altas Energias, a grande quantidade de dados, o ambiente com elevada taxa de eventos, a alta dimensionalidade, advinda da segmentação dos seus detectores e denso volume de ruído que esconde a física de interesse proporciona um ambiente com características únicas, que a torna uma área bastante propícia para o desenvolvimento e avaliações de técnicas de Inteligência Computacional.

No caso do ATLAS, que é o maior experimento do LHC, a proposta de estender o *NeuralRinger* para a região abaixo de 15 GeV possibilitou a melhoria dos diferentes enfoques do Trigger, tanto no que tange a pureza da amostra, quanto no ponto em que abre mão da pureza por uma probabilidade de detecção maior. Em todas as faixas de operação, o desempenho do *NeuralRinger* foi melhor do que o método baseado em cortes utilizado atualmente. Este resultado é realçado pelo fato da estratégia de cortes se basear em conhecimento especialista de alto nível em calorimetria. A boa performance do *NeuralRinger*, ao equilibrar ambas probabilidades permitiu-nos a proposta de um novo enfoque de operação, que aprimora o nível *Medium*. Com isso foi possível estabelecer a proposta do *Very Medium*. Entretanto, quando sujeito as restrições atuais de  $P_D$  do Trigger o *Very Medium* atua como “*Very Tight*”.

O treinamento realizado com amostras de elétrons do decaimento do méson  $J/\Psi$  é um aspecto importante a se destacar, dado que, na faixa de energia abaixo de 15 GeV, onde há maior contaminação das amostras de elétrons, elétrons deste decaimento são a principal fonte de sinal.

Os resultados obtidos pelo *NeuralRinger* evidenciaram também, através da análise dos quadrantes de classificação, um melhor acordo com as variáveis altamente discriminantes da calorimetria, pois elétrons os elétrons aprovados pelo *NeuralRinger* possuem valores mais próximos ao esperados por essas variáveis. Com relação ao efeito do produzido pelo empilhamento (Pile-up), ainda observou-se o aumento do falso alarme com o *NeuralRinger*, em função de  $\langle\mu\rangle$ , mesmo mantendo-se sua eficiência sem quedas. Este é um efeito indesejado e deve ser corrigido.

O uso de dados de colisão, onde não há uma etiquetagem imediata para o treinamento supervisionado, foi de grande importância, tendo-se explorado as relações entre os ambientes *online* e *offline*, nos aspectos das diferentes etapas do Trigger todas as restrições de operação foram emuladas no ambiente *Athena* e os resultados vêm sendo discutidos com especialistas do ATLAS visando a operação deste sistema para próxima tomada de dados do ATLAS.

A partir dos resultados obtidos neste trabalho, conclui-se que a extensão do *NeuralRinger* para atuar na faixa com  $E_T < 15$  GeV obtém resultados melhores, mantendo a eficiência de detecção e diminuindo o ruído de fundo em cerca de 3 vezes, considerando-se o critério ***Tight***. O ajuste por  $SP_{\max}$ , por sua vez, mostrou um melhor equilíbrio para a operação baseada no critério ***Medium***, gerando assim um ponto de operação onde o nível de detecção é mantido próximo ao obtido pelo ***Medium***, porém com menor probabilidade de falso alarme.

## 6.1 Trabalhos Futuros

Este trabalho segue em desenvolvimento, tendo como objetivo a operação na próxima temporada de coleta de dados do ATLAS (*Run 3*), e ainda encontra-se em um estágio intermediário para ser aprovado pelo ATLAS e assim operar no *Run 3*. Para tal,

Um estudo relativo aos efeitos que o *prescale* traz ao treinamento é necessário. Também a emulação no *Athena* utilizando os dados de colisão de 2018 deve ser feita para verificar se os bons resultados obtidos na emulação dos dados de 2017 irão se repetir com os dados de 2018. Por outro lado, é imperioso oferecer um ambiente *offline* similar ao *online*, de tal modo que um trabalho futuro é ampliar a estrutura *offline* do *NeuralRinger* para que o mesmo atue nesta região de baixa energia.

Atualmente, o ATLAS está passando por *upgrades*, assim como o LHC, o que demandará novos treinamentos e aperfeiçoamentos para que se possa operar nas novas condições que serão impostas por estes *upgrades*. Destaca-se, a possibilidade do *NeuralRinger* operar no L1 já no *Run 3*, de tal forma que o que irá alimentar o *NeuralRinger* na etapa rápida de calorimetria será diferente do que é utilizado hoje, demandando assim uma nova etapa de desenvolvimento.

Outra possibilidade é a aplicação de aprendizado profundo [93] nesta faixa de energia, uma vez que o ATLAS tem buscado em tais modelos uma melhoria de desempenho. Esta abordagem surge naturalmente pelo volume de dados; porém é necessário, porém, levar em consideração as restrições de latência e de memória impostas pelo Trigger. Desta forma, a avaliação do uso destas técnicas surge como um trabalho futuro visando ainda o *Run 3*.

Avaliar a possibilidade integração do *NeuralRinger offline* com a informação de

traços nesta faixa menor de energia é também importante, haja vista que a fusão de dados calorimetria com o sistema de traços é feita no Trigger de alto nível.

# Referências Bibliográficas

- [1] DA FONSECA PINTO, J. V. “Ring-shaped Calorimetry Information for a Neural Egamma Identification with ATLAS Detector”, *J. Phys. Conf. Ser.*, v. 762, n. 1, pp. 012049, 2016. doi: 10.1088/1742-6596/762/1/012049. 4, 28
- [2] 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. 4, 34
- [3] ABDALLA, M. C. B. *O discreto charme das partículas elementares*. Unesp, 2006. 7, 8
- [4] CARUSO, F., SANTORO, A. “Do átomo Grego à Física das interações fundamentais”, *Rio de Janeiro: AIAFEX*, 1994. 7
- [5] CARUSO, F., OGURI, V. *Física moderna: origens clássicas e fundamentos quânticos*. San Diego, CA, Elsevier, 2006. 7
- [6] MARTIN, B. R. *Nuclear and particle physics: an introduction; 2nd ed.* 2 ed. Hoboken, NJ, Wiley, 2009. 7, 8, 32
- [7] PURCELL, A. “Go on a particle quest at the first CERN webfest. Le premier webfest du CERN se lance à la conquête des particules”, , n. BUL-NA-2012-269. 35/2012, pp. 10, Aug 2012. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1473657>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 8
- [8] EVANS, L., BRYANT, P. “LHC machine”, *Journal of instrumentation*, v. 3, n. 08, pp. S08001, 2008. 9
- [9] APOLLINARI, G., BÉJAR ALONSO, I., BRÜNING, O., et al. *High-Luminosity Large Hadron Collider (HL-LHC): Preliminary Design Report*. CERN Yellow Reports: Monographs. Geneva, CERN, 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2116337>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 9

- [10] MOBS, E. “The CERN accelerator complex - August 2018. Complexe des accélérateurs du CERN - Août 2018”, Aug 2018. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/2636343>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. General Photo. 10
- [11] AIRAPETIAN, A., DODONOV, V., MICU, L., et al. *ATLAS detector and physics performance: Technical Design Report, 1*. ATLAS CERN-LHCC-99-014, 1999. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/391176>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 10
- [12] AIRAPETIAN, A., DODONOV, V., MICU, L., et al. *ATLAS detector and physics performance: Technical Design Report, 2*. ATLAS CERN-LHCC-99-015, 1999. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/391177>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 10
- [13] PEQUENAO, J. “Computer generated image of the whole ATLAS detector”, Mar 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095924>>. Acesso em: 21 de janeiro de 2019. 11
- [14] AAD, G., BENTVELSEN, S., BOBBINK, G. J., et al. “The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”, *JINST*, v. 3, pp. S08003. 437 p, 2008. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1129811>>,access={15dejaneirode2019},note=>. 11, 22, 23
- [15] SCHOTT, M., DUNFORD, M. “Review of single vector boson production in pp collisions at  $\sqrt{s} = 7$  TeV”, *The European Physical Journal C*, v. 74, n. 7, pp. 2916, 2014. 12
- [16] *ATLAS inner detector: Technical Design Report, 1*. Relatório técnico, Geneva, 1997. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/331063>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 11
- [17] HAYWOOD, S., ROSSI, L., NICKERSON, R., et al. *ATLAS inner detector: Technical Design Report, 2*. Relatório técnico, Geneva, 1997. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/331064>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 11
- [18] *ATLAS calorimeter performance: Technical Design Report*. Relatório técnico, Geneva, 1996. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/331059>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 11, 16, 18, 19
- [19] *ATLAS liquid-argon calorimeter: Technical Design Report*. Relatório técnico, Geneva, 1996. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/331061>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 11, 16

- [20] *ATLAS muon spectrometer: Technical Design Report*. Relatório técnico, Geneva, 1997. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/331068>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 11, 16, 23
- [21] PEQUENAO, J. “Event Cross Section in a computer generated image of the ATLAS detector.” Mar 2008. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1096081>>. Acesso em: 24 de janeiro de 2019. 13
- [22] WERMES, N., HALLEWEL, G. *ATLAS pixel detector: Technical Design Report*. Relatório técnico, Geneva, 1998. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/381263>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 12
- [23] AHMAD, A., ALBRECHTSKIRCHINGER, Z., ALLPORT, P., et al. “The silicon microstrip sensors of the ATLAS semiconductor tracker”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 578, n. 1, pp. 98–118, 2007. 12
- [24] ABAT, E., ADDY, T., ÅKESSON, T., et al. “The ATLAS TRT barrel detector”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 02, pp. P02014, 2008. 12
- [25] PEQUENAO, J. “Computer generated image of the ATLAS inner detector”, Mar 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095926>>. Acesso em: 24 de janeiro de 2019. 14, 15
- [26] CAPEANS, M., DARBO, G., EINSWEILLER, K., et al. *ATLAS Insertable B-Layer Technical Design Report*. Relatório Técnico CERN-LHCC-2010-013. ATLAS-TDR-19, Sep 2010. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1291633>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 13
- [27] WIGMANS, R., WIGMANS, R. *Calorimetry: Energy measurement in particle physics*, v. 107. Oxford University Press, 2000. 14, 15
- [28] TORRES, R. *Sistema online de filtragem em um ambiente com alta taxa de eventos e fina granularidade*. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2010. 30, 34
- [29] FREUND, W. *Identificação de Elétrons Baseada em um Calorímetro de Altas Energias Finamente Segmentado*. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2018. 14, 24, 34, 36

- [30] PEQUENAO, J. “Computer Generated image of the ATLAS calorimeter”, Mar 2008. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1095927>>. Acesso em: 24 de janeiro de 2019. 16
- [31] VAN WOERDEN, M. C., WILKENS, H. G., SANTONI, C. *Performance study of the ATLAS Tile Calorimeter using single muon events from  $W \rightarrow \mu\nu$  in 2010-2012 collision data*. Relatório Técnico ATL-COM-TILECAL-2015-008, CERN, Geneva, Feb 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1988094>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 20, 22
- [32] SIMAS FILHO, E. *Análise não-linear de componentes independentes para uma filtragem online baseada em calorimetria de alta energia e com fina segmentação*. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2010. 21, 34
- [33] JENNI, P., NESSI, M., NORDBERG, M., et al. *ATLAS high-level trigger, data-acquisition and controls: Technical Design Report*. Relatório técnico, Geneva, 2003. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/616089>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 24, 25, 27
- [34] RUIZ-MARTINEZ, A. A. C. *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>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 25
- [35] 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>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. ATLAS Fast Tracker Technical Design Report. 25
- [36] ACHENBACH, R., ADRAGNA, P., ANDREI, V., et al. “The ATLAS level-1 calorimeter trigger”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 03, pp. P03001, 2008. 25, 26, 27
- [37] *Trigger Menu in 2017*. Relatório Técnico ATL-DAQ-PUB-2018-002, CERN, Geneva, Jun 2018. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2625986>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 27
- [38] AABOUD, M., AAD, G., ABBOTT, B., et al. “Performance of the ATLAS Trigger System in 2015. Performance of the ATLAS Trigger System in 2015”, *Eur. Phys. J. C*, v. 77, n. CERN-EP-2016-241. 5, pp. 317. 76 p, Nov 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2235584>>.

Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 77 pages in total, author list starting page 61, 50 figures, 1 table. Published in Eur. Phys. J. C. All figures including auxiliary figures are available at <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PAPERS/TRIG-2016-01/>. 30

- [39] TANDLER, J. *Exclusive production of  $J/\psi$  mesons in the ZEUS detector*. Relatório técnico, 2003. 30, 41
- [40] ADLOFF, C., COLLABORATION, H., OTHERS. “Inelastic lepton production of  $J/\psi$  mesons at HERA”, *The European Physical Journal C-Particles and Fields*, v. 25, n. 1, pp. 41–53, 2002. 30
- [41] AABOUD, M., AAD, G., ABBOTT, B., et al. “Electron efficiency measurements with the ATLAS detector using 2012 LHC proton-proton collision data. Electron efficiency measurements with the ATLAS detector using 2012 LHC proton-proton collision data”, *Eur. Phys. J. C*, v. 77, n. CERN-EP-2016-262. 3, pp. 195. 64 p, Dec 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2237544>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 65 pages in total, author list starting page 49, 24 figures, 3 tables. Published in EPJC. All figures including auxiliary figures are available at <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PAPERS/PERF-2016-01/>. 30, 31, 51
- [42] DI CIACCIO, L., DE VASCONCELOS CORGA, K., BURGER, A. M., et al. *Support Note for Electron ID: efficiency measurements*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2017-1352, CERN, Geneva, Sep 2017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2282430>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 32, 35
- [43] FELL, A., FLORES, L. M., MOCHIZUKI, K., et al. *Electron identification and efficiency measurements in 2017 data*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2018-1727, CERN, Geneva, Jan 2019. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2652163>>. Acesso em: 8 de fevereiro de 2019.
- [44] ATLAS COLLABORATION. *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>>. 32, 49
- [45] THEVENEAUX-PELZER, T. *Electron efficiency measurement at low energies with  $J/\psi$  in ATLAS*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2011-852, CERN, Geneva, Jul 2011. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/>

record/1366338>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. This is a poster to be shown at EPS-HEP in Grenoble, starting on July, 21st, 2011.

- [46] 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>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019.
- [47] ALISON, J., BRENDLINGER, K., HEIM, S., et al. *Description and Performance of the Electron Likelihood Tool at ATLAS using 2012 LHC Data*. Relatório Técnico ATL-COM-PHYS-2013-378, CERN, Geneva, Apr 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1537410>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 30
- [48] *Electron efficiency measurements with the ATLAS detector using the 2015 LHC proton-proton collision data*. Relatório Técnico ATLAS-CONF-2016-024, CERN, Geneva, Jun 2016. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2157687>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 32, 33, 35, 48
- [49] CIODARO, T. *Identificação online de sinais baseada em calorimetria de altas energias e fina segmentação*. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2012. 34
- [50] 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.
- [51] 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. 34
- [52] LEVY, I. *Measurement of shower development and its Molière radius with a four-plane LumiCal test set-up*. Relatório técnico, 2017. 34
- [53] PINTO, J. V. F. *Sistema neural para filtragem online em um detector finamente segmentado*. Trabalho de conclusão de curso de graduação em engenharia elétrica, Poli/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2016. 34
- [54] RIEDMILLER, M., BRAUN, H. “A Direct Adaptive Method for Faster Back-propagation Learning: The RPROP Algorithm”. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 586–591, San Francisco, USA, 1993. 37, 50

- [55] NGUYEN, D., WIDROW, B. “Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights”. In: *Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks*, v. 3, pp. 21–26, San Diego, USA, junho 1990. 37
- [56] HAYKIN, S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR, 1994. 37, 50
- [57] ADOLPHI, R., OTHERS. “The CMS experiment at the CERN LHC”, *Jinst*, v. 803, pp. S08004, 2008. 38
- [58] *The CMS electromagnetic calorimeter project: Technical Design Report*. Technical Design Report CMS. Geneva, CERN, 1997. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/349375>>. Acesso em: 21 de Janeiro de 2019. 38
- [59] *The CMS hadron calorimeter project: Technical Design Report*. Technical Design Report CMS. Geneva, CERN, 1997. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/357153>>. The following files are from ja access =. 38
- [60] DEV, N., JESSOP, C., MENG, F., et al. “The CMS Level-1 electron and photon trigger: for Run II of LHC”, *Journal of Instrumentation*, v. 12, n. 02, pp. C02014, 2017. 38
- [61] SAUVAN, J.-B., COLLABORATION, C., OTHERS. “Performance and upgrade of the CMS electron and photon trigger for Run 2”. In: *Journal of Physics: Conference Series*, v. 587, p. 012021. IOP Publishing, 2015. 38, 39
- [62] CMS COLLABORATION AND OTHERS. “The CMS trigger system”, *arXiv preprint arXiv:1609.02366*, 2016. 38
- [63] ANUAR, A. A. “Electrons and photons at High Level Trigger in CMS for Run II”. In: *Journal of Physics: Conference Series*, v. 664, p. 082001. IOP Publishing, 2015. 38, 39
- [64] REGNARD, S. *Electron and Photon High Level Trigger in CMS for Run II*. Relatório Técnico CMS-CR-2014-124, CERN, Geneva, Jun 2014. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1754122>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019.
- [65] CITTOLIN, S., RÁCZ, A., SPHICAS, P. *CMS The TriDAS Project: Technical Design Report, Volume 2: Data Acquisition and High-Level Trigger*.

*CMS trigger and data-acquisition project*. Technical Design Report CMS. Geneva, CERN, 2002. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/578006>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019.

- [66] CMS COLLABORATION AND OTHERS. “The CMS high level trigger”, *The European Physical Journal C-Particles and Fields*, v. 46, n. 3, pp. 605–667, 2006. 39
- [67] CMS COLLABORATION. *Commissioning of the Particle-flow Event Reconstruction with the first LHC collisions recorded in the CMS detector*. Relatório Técnico CMS-PAS-PFT-10-001, 2010. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1247373>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 39
- [68] ABT, I., AHMED, T., AID, S., et al. “The H1 detector at HERA”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 386, n. 2-3, pp. 310–347, 1997. 39, 40
- [69] GOLDNER, D., GETTA, H., KOL, M., et al. “Artificial Neural Networks as a Level-2 Trigger for the H1 Experiment - Status of the Hardware Implementation”, *International Journal of Modern Physics C*, v. 06, 08 1995. doi: 10.1142/S012918319500040X. 40
- [70] 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, Oct 2004. doi: 10.1109/NSSMIC.2004.1462609. 40
- [71] KÖHNE, J., FENT, J., FRÖCHTENICHT, W., et al. “Realization of a second level neural network trigger for the H1 experiment at HERA”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 389, n. 1, pp. 128 – 133, 1997. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/S0168-9002\(97\)00062-4](https://doi.org/10.1016/S0168-9002(97)00062-4). Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900297000624>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. New Computing Techniques in Physics Research V.
- [72] KIESLING, C., JANAUŠCHEK, L., PLACAKYTE, R., et al. “The H1 neural network trigger”. In: *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, pp. 319–324. IEEE, 2004. 40

- [73] JUNG, A. W., BAIRD, A., BALDINGER, R., et al. “First results from the third level of the h1 fast track trigger”. In: *Real-Time Conference, 2007 15th IEEE-NPSS*, pp. 1–7. IEEE, 2007. 40
- [74] HOLM, U. “The ZEUS detector: Status report 1993”, p. 597, 1993. doi: 10.3204/PUBDB-2017-12635. 41
- [75] SMITH, W. H., TOKUSHUKU, K., WIGGERS, L. W. “The ZEUS trigger system”. In: *6th International Conference on Computing in High-Energy and Nuclear Physics (CHEP 1992) Annecy, France, Sept 21-25, 1992*, pp. 222–225, 1992. 41
- [76] 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: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900296005591>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. Proceedings of the Sixth International Conference on Instrumentation for Experiments at e+ e- Colliders. 41
- [77] CARLIN, R., SMITH, W., TOKUSHUKU, K., et al. “Experience with the ZEUS trigger system”, *Nuclear Physics-Section B-PS-Proceedings Supplements*, v. 44, pp. 430–434, 1995. 41
- [78] ABACHI, S., OTHERS. “The D0 Detector”, *Nucl. Instrum. Meth.*, v. A338, pp. 185–253, 1994. doi: 10.1016/0168-9002(94)91312-9. 41
- [79] ABACHI, S., ABOLINS, M., ACHARYA, B., et al. “The D0 detector”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 338, n. 2-3, pp. 185–253, 1994. 41
- [80] BLAZEY, G. *The d0 run ii trigger*. Relatório técnico, 1997. 42
- [81] 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, 1989. 42
- [82] ABOLINS, M., BAN, J., BYSTRICKY, J., et al. “The run IIb trigger upgrade for the DO experiment”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 51, 06 2004. doi: 10.1109/tns.2004.828811.

- [83] LINNEMANN, J. T. *Triggering the D0 experiment*. Relatório técnico, Fermi National Accelerator Lab., Batavia, IL (United States), 1992. 42
- [84] 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>>. Acesso em: 15 de janeiro de 2019. 42
- [85] ABAZOV, V., SAJOT, G., STARK, J., et al. “Electron and Photon Identification in the D0 Experiment”, 01 2014. 42, 43
- [86] SCHWIENHORST, R., OTHERS. “The D0 run II trigger system”, *arXiv preprint physics/0411135*, 2004. 42, 43
- [87] FREUND, W. S. “TuningTools”. Disponível em: <https://github.com/wsfreund/TuningTools>>. Acesso em: 21 de Janeiro de 2019. 44, 45
- [88] PINTO, J. V. D. F. “rDev”. Disponível em: <https://gitlab.cern.ch/jodafons/rDev>>. Acesso em: 21 de Janeiro de 2019. 45, 71
- [89] ATLAS-EGAMMA. “ElectronIDDevelopment”. Disponível em: <https://gitlab.cern.ch/ATLAS-EGamma/Software/ElectronID/ElectronIDDevelopment>>. Acesso em: 5 de Abril de 2019. 50
- [90] EFRON, B., GONG, G. “A leisurely look at the bootstrap, the jackknife, and cross-validation”, *The American Statistician*, v. 37, n. 1, pp. 36–48, 1983. 50
- [91] BRUSCHI, M. *The new ATLAS/LUCID detector*. Relatório Técnico ATL-FWD-PROC-2015-002, CERN, Geneva, Jun 2015. Disponível em: <https://cds.cern.ch/record/2025000>>. Acesso em: 14 de janeiro de 2019. 52
- [92] BRUN, R., RADEMAKERS, F., CANAL, P., et al. *ROOT: An Object-Oriented Data Analysis Framework: Users Guide 5.26*. Geneva, CERN, 2009. 52
- [93] GOODFELLOW, I., BENGIO, Y., COURVILLE, A. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. <http://www.deeplearningbook.org>. 77

# Apêndice A

## Composição das Cadeias do *Trigger*

No ATLAS, as cadeias são mapeadas utilizando diferentes sufixos. Estes sufixos, são responsáveis por informar a composição da cadeia, permitem a identificação do grupo físico e a estratégia de corte utilizada. As seguintes nomenclaturas são empregadas:

- $e(E_{Tcut})$  ou  $g(E_{Tcut})$ : Representam assinaturas de elétrons ( $e$ ) ou fótons ( $g$ ) respectivamente. O corte em energia utilizado na *chain* é dado pelo valor,  $E_{Tcut}$ , indicado logo após o tipo de assinatura (Por exemplo: e28 ou g12). A partir desse valor, a *chain* 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 *chain*. O valor desse corte é dado pelo valor indicado logo após o tipo da assinatura (Por exemplo: e5-etcut). Para essa *chain*, um corte de  $E_{Tcut}$  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 *chain*. Esses pontos são definidos de modo a obter-se diferentes níveis da pureza da amostra. Por exemplo, o nível de que opera com o objetivo de obter a maior quantidade de amostras acaba tendo maior contaminação, em contrapartida, o nível que opera buscando a maior pureza da amostra possuirá a quantidade de amostras reduzida.
- *lhvloose*, *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\_ivarloose);
- L1XX: São responsáveis por informar critérios específicos ao primeiro nível de filtragem (*L1Calo*). Estes sufixos possuem um padrão onde primeiro define-se o tipo de corte seguido do valor do mesmo a o final dá-se uma informação adicional. Alguns exemplos são: L1EM18VHI onde aplica-se o corte em 18 GeV, as letras V, H e I indicam respectivamente que os limiares de corte variam em função de  $\eta$ , isolamento do núcleo hadrônico e o isolamento eletromagnético. Nos casos das cadeias específicas para o méson  $J/\Psi$  aplica-se também um critério sobre a massa invariante para representar este critério utiliza-se o sufixo L1JPSI- $X_{min}$  $X_{max}$  onde o  $X_{min}$  e  $X_{max}$  definem o intervalo de massa requerido.

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. A Tabela A.1 representa a configuração de algumas assinaturas de *Trigger* presentes no *menu* para o grupo físico responsável pela detecção de candidatos a elétrons.

Tabela A.1: 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	L1Calo	HLT (High Level Trigger)								Ajuste do Corte
		Fast				Precise				
		Calo		Electron		Calo		$e/\gamma$		
		FEX	HYPO	FEX	HYPO	FEX	HYPO	FEX	HYPO	
e24_medium.L1EM18VH	$E_T > 18\text{GeV}$ + limiar variante + Iso núcleo HAD	Shower +Rings	$E_T > 21\text{GeV}$ CutBased	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 24\text{GeV}$	Shower +Tracker	cut-based Combined	medium
e12_lhvloose_nod0.L1EM10VH	$E_T > 18\text{GeV}$ + limiar variante + Iso núcleo HAD	Shower +Rings	$E_T > 21\text{GeV}$ +CutBased	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 24\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined +Isolation	vloose
e26_lhtight_nod0.livarloose	$E_T > 22\text{GeV}$ + Isolation	Shower +Rings	$E_T > 23\text{GeV}$ + Neural Ringer	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 26\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined +Isolation	tight
e5_tcut	$E_T > 3\text{GeV}$	Shower +Rings	No Cut	FTK	No Cut	Calibration	$E_T > 5\text{GeV}$	Shower +Tracker	No Cut	
e60_lhloose_nod0	$E_T > 24\text{GeV}$	Shower +Rings	$E_T > 57\text{GeV}$ + Neural Ringer	FTK	Track Cuts	Calibration	$E_T > 60\text{GeV}$	Shower +Tracker	Likelihood Combined	loose

# Apêndice B

## Tabelas de Validação Cruzada

Neste apêndice, estão as tabelas obtidas pelo método de validação cruzada utilizando a comparação com os critérios *Medium* e *Loose*.

Tabela B.1: Valores de  $P_D$ ,  $P_F$  e  $SP$  para cada região do espaço de fase do *NeuralRinger* obtidos pelo método de validação cruzada e a comparação dos melhores modelos selecionados por  $SP_{\max}$  com a referência *Medium*, em verde destaca-se o  $SP$ .

kinematic region		$3 < E_T [\text{Gev}] < 7$			$7 < E_T [\text{Gev}] < 10$			$10 < E_T [\text{Gev}] < 15$		
Det. Region	Type	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]
$0.00 < \eta < 0.80$	CrossValidation	96.09±0.21	94.00±0.03	8.07±0.20	96.06±0.16	94.48±0.02	7.09±0.17	96.63±0.20	94.81±0.02	7.00±0.19
	Reference	98.36	83.13	30.82	99.08	82.59	32.39	98.76	86.93	24.15
	Operation	95.95	94.06	7.82	95.81	94.53	6.74	96.69	94.87	6.94
$0.80 < \eta < 1.37$	CrossValidation	95.40±0.23	93.14±0.03	9.09±0.20	95.27±0.29	93.30±0.03	8.65±0.30	95.67±0.22	93.65±0.05	8.35±0.21
	Reference	95.73	72.62	47.28	97.82	72.78	48.53	98.22	79.49	37.25
	Operation	95.76	93.22	9.27	95.52	93.36	8.77	95.83	93.76	8.29
$1.37 < \eta < 1.54$	CrossValidation	93.20±0.58	88.88±0.20	15.34±0.75	93.22±1.20	89.73±0.19	13.69±1.00	97.94±1.02	93.72±0.52	10.39±0.67
	Reference	86.37	59.17	62.81	90.27	62.76	59.69	95.34	69.59	52.07
	Operation	93.31	89.24	14.74	94.49	90.05	14.28	100.00	94.70	10.46
$1.54 < \eta < 2.37$	CrossValidation	94.74±0.39	90.80±0.05	13.06±0.36	94.95±0.38	92.14±0.03	10.63±0.33	95.34±0.61	92.89±0.07	9.52±0.60
	Reference	94.38	69.91	50.86	96.69	73.74	46.08	98.09	81.55	33.46
	Operation	94.81	90.91	12.91	95.20	92.20	10.75	96.17	93.02	10.09
$2.37 < \eta < 2.50$	CrossValidation	94.20±0.94	88.28±0.27	17.43±1.02	93.70±0.93	88.98±0.23	15.62±0.95	90.52±1.89	87.05±0.43	16.34±1.42
	Reference	95.22	53.47	75.89	96.52	53.77	76.11	96.60	63.01	63.27
	Operation	95.38	88.79	17.57	94.30	89.37	15.42	93.55	87.71	17.94

Tabela B.2: Valores de  $P_D$ ,  $P_F$  e  $SP$  para cada região do espaço de fase do *NeuralRinger* obtidos pelo método de validação cruzada e a comparação dos melhores modelos selecionados por  $SP_{\max}$  com a referência **Loose**, em verde destaca-se o  $SP$ .

kinematic region		$3 < E_T [\text{Gev}] < 7$			$7 < E_T [\text{Gev}] < 10$			$10 < E_T [\text{Gev}] < 15$		
Det. Region	Type	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]	$P_D$ [%]	$SP$ [%]	$P_F$ [%]
$0.00 < \eta < 0.80$	CrossValidation	96.09±0.21	94.00±0.03	8.07±0.20	96.06±0.16	94.48±0.02	7.09±0.17	96.63±0.20	94.81±0.02	7.00±0.19
	Reference	97.79	84.01	28.72	99.04	84.08	29.66	99.03	86.46	25.26
	Operation	95.95	94.06	7.82	95.81	94.53	6.74	96.69	94.87	6.94
$0.80 < \eta < 1.37$	CrossValidation	95.40±0.23	93.14±0.03	9.09±0.20	95.27±0.29	93.30±0.03	8.65±0.30	95.67±0.22	93.65±0.05	8.35±0.21
	Reference	97.65	63.92	62.54	98.60	65.56	60.63	98.57	74.04	46.94
	Operation	95.76	93.22	9.27	95.52	93.36	8.77	95.83	93.76	8.29
$1.37 < \eta < 1.54$	CrossValidation	93.20±0.58	88.88±0.20	15.34±0.75	93.22±1.20	89.73±0.19	13.69±1.00	97.94±1.02	93.72±0.52	10.39±0.67
	Reference	87.78	56.15	68.27	91.18	59.42	65.41	95.57	65.57	58.69
	Operation	93.31	89.24	14.74	94.49	90.05	14.28	100.00	94.70	10.46
$1.54 < \eta < 2.37$	CrossValidation	94.74±0.39	90.80±0.05	13.06±0.36	94.95±0.38	92.14±0.03	10.63±0.33	95.34±0.61	92.89±0.07	9.52±0.60
	Reference	94.38	71.88	47.54	96.53	75.75	42.50	98.28	80.10	36.21
	Operation	94.81	90.91	12.91	95.20	92.20	10.75	96.17	93.02	10.09
$2.37 < \eta < 2.50$	CrossValidation	94.20±0.94	88.28±0.27	17.43±1.02	93.70±0.93	88.98±0.23	15.62±0.95	90.52±1.89	87.05±0.43	16.34±1.42
	Reference	94.85	59.24	67.81	96.52	59.96	67.71	97.28	59.68	68.53
	Operation	95.38	88.79	17.57	94.30	89.37	15.42	93.55	87.71	17.94

# Apêndice C

## Produção Científica

Neste apêndice, estão listados resumos apresentados em congressos e apresentações realizadas junto ao grupo de Trigger do ATLAS.

### C.1 Congressos

1. DE ARAÚJO, M.V., SEIXAS, J.M., Begalli, M., ANDRADE FILHO, L.M. “Neural Ringer para Trigger de Elétrons em Região de Baixa Energia”. In: XXXIX Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2018, Campos do Jordão. Anais do XXXIX Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2018.

O algoritmo Ringer atua no segundo nível de *Trigger* do detector ATLAS e visa explorar a geometria cônica das formas do chuveiro de elétrons (sinal) e jatos (*background*), usando as células do calorímetro para construir anéis concêntricos de deposição de energia em torno da célula de deposição máxima de energia. Este processo preserva a informação lateral e longitudinal da forma do chuveiro e a interpretação da física, ao mesmo tempo em que reduz a quantidade de informação em relação ao uso de todas as células de uma Região de Interesse (ROI). A soma das energias das células no anel sobre a soma das energias das células em todos os anéis forma um vetor de quantidades discriminantes que pode ser apresentado ‘a etapa seguinte que realiza um teste de hipóteses, determinando se o evento deve ser mantido para análise *off-line* ou descartado. No caso do Ringer, um conjunto de redes neurais realiza esta etapa, atuando em setores determinados pela posição no detector ou pela faixa de energia transversa. Este trabalho concentra-se na aplicação do algoritmo Ringer para regiões de baixa energia ( $E_T < 15 \text{ GeV}$ ), assim como foi feito, de maneira bem sucedida, para eventos com  $E_T \geq 15 \text{ GeV}$  e como uma proposta alternativa ao método atual (*Cut based*). Para tal, são utilizados elétrons

provenientes do decaimento  $J/\Psi \rightarrow ee$  para o treinamento do Ringer. A contribuição dos elétrons produzidos pelo decaimento da  $J/\Psi$  vem de duas fontes: *prompt production*, quando a  $J/\Psi$  é produzida na colisão próton-próton ou nos decaimentos radioativos, ou *non-prompt production*, quando  $J/\Psi$  é produzida no decaimento de um quark  $b$ . Este trabalho utiliza elétrons de *prompt production* para o treinamento. A Rede Neural utilizada neste trabalho possui uma camada escondida com neurônios com função de ativação do tipo tangente hiperbólica. A camada de saída é do tipo tangente hiperbólica e a função objetivo é o erro médio quadrático (MSE). Para o treinamento da Rede Neural, foi utilizado um processo de validação cruzada com 10 Folds estratificados. Resultados preliminares serão apresentados utilizando dados de colisão do ATLAS de 2017.

2. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M., Begalli, M. “Trigger de Elétrons do ATLAS em Região de Baixa Energia Usando Redes Neurais”. In: Workshop RENAFAE 2018, 2018, São Paulo. Anais do Workshop RENAFAE 2018, 2018.

O algoritmo *NeuralRinger* atua no segundo nível de trigger do ATLAS e usa as células do calorímetro eletromagnético e hadrônico para construir anéis concêntricos de deposição de energia em torno da célula de deposição máxima de energia. Este processo preserva as informações lateral e longitudinal da forma do chuveiro e a sua interpretação da física, ao mesmo tempo em que reduz a quantidade de informação, em relação ao uso de todas as células de uma Região de Interesse (ROI). A soma das energias das células que formam cada anel é utilizada em um teste de hipóteses, determinando se o evento deve ser descartado ou não. No ATLAS, a decisão é tomada por uma combinação de redes neurais, atuando em setores determinados pela posição no detector ou pela faixa de energia transversa.

Este trabalho concentra-se na aplicação do *NeuralRinger* para regiões de baixa energia ( $E_T < 15 GeV$ ), que é uma proposta alternativa ao método atual (*Cut based*). Para tal, são utilizados elétrons provenientes do decaimento  $J/\Psi \rightarrow ee$ . A contribuição dos elétrons produzidos pelo decaimento da  $J/\Psi$  vem de duas fontes: *prompt production*, quando a  $J/\Psi$  é produzida na colisão próton-próton ou nos decaimentos radioativos, ou *non-prompt production*, quando  $J/\Psi$  é produzida no decaimento de um quark  $b$ . Este trabalho utiliza elétrons de *prompt production* para o treinamento do ensemble de redes neurais. Resultados preliminares serão apresentados utilizando dados de colisão do ATLAS de 2017.

3. PINTO, J.V.F., DE ARAÚJO, M.V. “Intervenções Baseadas em Calorimetria Para o Sistema de Filtragem Online de Elétrons e Múons do ATLAS Durante a

Run 2”. In: Workshop RENAFAE 2018, 2018, São Paulo. Anais do Workshop RENAFAE 2018, 2018.

Durante a operação da Run 2, o ATLAS previu a necessidade de uma grande melhoria de seu trigger para a operação no ano de 2017. Esse trabalho irá descrever as intervenções realizadas para a filtragem de elétrons e múons para conter o aumento de eventos processados ao longo de sua cadeia de filtragem e manter a eficiência de detecção apesar do aumento de empilhamento.

A intervenção no trigger de elétron atuou no estágio inicial do HLT, realizado apenas com informação de calorimetria. A extração da informação do chuveiro é realizada através de soma em anéis concêntricos de energia ao baricentro, aproximado pela célula mais energética. Essa abordagem permite explorar o desenvolvimento aproximadamente cônico do chuveiro enquanto fornecer compressão da informação quando em relação a representação no nível de células. Para a tomada de decisão, emprega-se um ensemble de redes neurais específicos por regiões de energia e posição de incidência da partícula, o que permite aliviar distorções causadas por essas variáveis na representação dos anéis, alimentados as redes. No caso do trigger de múons, a intervenção atingiu o primeiro nível de filtragem, contando com uma implementação de hardware específico para a fusão da informação de calorimetria com os traços obtidos no Espectrômetro de Múons. Para tomada de decisão, cortes em energia são aplicados de forma a eliminar falsos múons e reduzir, assim, o processamento no segundo nível.

Os resultados mostram que a intervenção no trigger de elétrons operou com eficiência praticamente inalterada em relação ao método anterior, porém forneceu uma redução de processamento em 25% na parcela dedicada a coleta de elétrons e fótons, enquanto uma redução de 200 ms para 100 ms na latência da cadeia principal de menor energia para a coleta de elétrons. Para o primeiro nível de filtragem de múons a estratégia combinando as informações do calorímetro e o espectrômetro de múons obteve uma redução no nível de processamento em 10% para a mesma eficiência de detecção no final do sistema de filtragem.

4. FREUND, W.S., PINTO, J.V.F., DE ARAÚJO, M.V., SEIXAS, J.M. “An Ensemble of Neural Networks for Online Electron Filtering at the ATLAS Experiment”. In: 19th International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research, 2019, Saas Fee. Anais do 19th International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research. Disponível em: <https://cds.cern.ch/record/2667393>. Acesso em: 05 de Abril de 2019.

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. This algorithm has been used online to select electrons with transverse energies above 15 GeV since 2017 and is extended to electrons with transverse energies below 15 GeV in 2018. The ensemble employs a concept of calorimetry rings. The training procedure and final structure of the ensemble are designed to keep flat detector response with respect to particle energy and position.

## C.2 Apresentações no Grupo de Trigger ATLAS

1. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M. “Evaluation of the Ringer Operation for Low Kinematic Electron Chains”. In: E/Gamma Signature Group Meeting, 19 de Junho de 2018.
2. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M. “Evaluation of the Ringer Operation for Low Kinematic Electron Chains”. In: E/Gamma Signature Group Meeting, 26 de Junho de 2018.
3. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M. “Emulated Results of the Low Kinematic Ringer Tunes”. In: E/Gamma Signature Group Meeting, 03 de Julho de 2018.
4. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M. “Status on Ringer for Low  $E_T$  Chains”. In: E/Gamma Signature Group Meeting, 08 de Agosto de 2018.
5. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M. “Evaluation of the Ringer Operation for Low Kinematic Electron Chains”. In: E/Gamma Signature Group Meeting, 18 de Setembro de 2018.
6. DE ARAÚJO, M.V., PINTO, J.V.F., FREUND, W.S., SEIXAS, J.M. “Evaluation of the Ringer Operation for Low Kinematic Electron Chains”. In: E/Gamma Signature Group Meeting, 12 de Março de 2019.