



ESTIMAÇÃO DE ENERGIA E QUALIDADE DE DADOS EM CONDIÇÕES DE FINA SEGMENTAÇÃO E ALTO RUÍDO DE EMPILHAMENTO

Rodrigo Araujo Pereira

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

Orientadores: José Manoel de Seixas
Bernardo Sotto-Maior Peralva

Rio de Janeiro
Setembro de 2019

ESTIMAÇÃO DE ENERGIA E QUALIDADE DE DADOS EM CONDIÇÕES DE
FINA SEGMENTAÇÃO E ALTO RUÍDO DE EMPILHAMENTO

Rodrigo Araujo Pereira

TESE 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 DOUTOR
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

Prof. Bernardo Sotto-Maior Peralva, D.Sc.

Prof. Francisco Marcos de Assis, D.Sc.

Prof. João Marcos Travassos Romano, Ph.D.

Prof. Luciano Manhães de Andrade Filho, D.Sc.

Prof. Sérgio Lima Netto, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
SETEMBRO DE 2019

Pereira, Rodrigo Araujo

Estimação de Energia e Qualidade de Dados em Condições de Fina Segmentação e Alto Ruído de Empilhamento/Rodrigo Araujo Pereira. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2019.

XXVIII, 250 p.: il.; 29,7cm.

Orientadores: José Manoel de Seixas

Bernardo Sotto-Maior Peralva

Tese (doutorado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2019.

Referências Bibliográficas: p. 222 – 229.

1. Processamento de Sinais. 2. Física de Partículas.
3. Estimação de Sinais. I. Seixas, José Manoel de *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*Tenho-vos dito isto, para que em
mim tenhais paz; no mundo
tereis aflições, mas tende bom
ânimo, eu venci o mundo.
João 16:33.*

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, José Luiz e Alzinete, por todo amor, carinho e apoio em todos os momentos de minha vida, por terem me ensinado todo o valor da educação, e por nunca terem hesitado em fazer sacrifícios para que isso acontecesse, incentivando meus sonhos e me dando a segurança de que eu precisava para persegui-los. Agradeço aos meus irmãos Renata e Clayton por todo apoio, amor e exemplos que me deram. Às minhas madrinhas Alzeny e Zilda por todo o carinho e afeto dedicados a mim desde minha tenra idade. Agradeço também toda minha grande e maravilhosa família. Amo todos vocês!

Agradeço aos meus orientadores e amigos, Prof. José Manoel de Seixas e Prof. Bernardo, pela orientação, pelas discussões profícuas, conselhos e confiança depositadas em mim ao longo de todo o período de desenvolvimento deste trabalho. Não consigo estimar a minha dívida intelectual para com o professor Seixas ao longo de todos esses anos.

Agradeço a todos os amigos do Laboratório de Processamento de Sinais, que me ajudaram durante o progresso deste trabalho, e aos amigos da turma de Engenharia Eletrônica e Computação de 2005/02, em especial, Luiz Eduardo, Gustavo Moraes, Gustavo Campos, Natanael e Luiz Évora. Agradeço também ao excepcional corpo docente e aos funcionários que formam a UFRJ e COPPE. Também agradeço aos colegas de trabalho da Star One pelo apoio dado nesa jornada.

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

ESTIMAÇÃO DE ENERGIA E QUALIDADE DE DADOS EM CONDIÇÕES DE FINA SEGMENTAÇÃO E ALTO RUÍDO DE EMPILHAMENTO

Rodrigo Araujo Pereira

Setembro/2019

Orientadores: José Manoel de Seixas
Bernardo Sotto-Maior Peralva

Programa: Engenharia Elétrica

O calorímetro hadrônico (TileCal) do ATLAS (*A Toroidal LHC Apparatus*), um dos principais experimentos do acelerador de partículas LHC (Large Hadron Collider) no CERN, é composto por mais de 10.000 canais de leitura que trabalham com uma taxa de eventos de 40 MHz. A qualidade dos resultados obtidos nesse experimento depende da correta estimativa da energia das partículas que interagem com seu material. A estimativa da energia pode ser comprometida por uma série de fatores como, canais ruidosos, o método escolhido para a estimativa online ou offline de energia e, principalmente, pelo ruído eletrônico e de empilhamento. O presente trabalho apresenta um método que utiliza um estimador de mínima variância para mitigar o ruído em agrupamentos de canais de leitura de um calorímetro construído com redundância de leitura. Também será mostrado que este método pode ser utilizado para identificar e mascarar canais ruidosos de um calorímetro. Além disso, apresentaremos medidas de avaliação de algoritmos de estimativa de energia utilizando dados reais de colisão de partículas. Os resultados obtidos mostram que o método proposto consegue melhor em até 41% a precisão da estimativa de energia, sem comprometer e, em alguns casos, melhorando sua exatidão aproximando a estimativa do valor real. O método também se mostra independente dos algoritmos de estimativa utilizado para o canal, além de ter se mostrado eficaz em diversos cenários de ruído de empilhamento. As medidas de avaliação de algoritmos mostraram-se eficazes na avaliação de um algoritmo de estimativa online no TileCal.

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

ENERGY ESTIMATION AND DATA QUALITY IN FINELY SEGMENTED CONDITIONS AND HIGH PILE-UP NOISE

Rodrigo Araujo Pereira

September/2019

Advisors: José Manoel de Seixas
Bernardo Sotto-Maior Peralva

Department: Electrical Engineering

The hadronic calorimeter (TileCal) of ATLAS (A Toroidal LHC ApparatuS), one of the major LHC (Large Hadron Collider) particle accelerator experiments at CERN, consists of more than 10,000 read channels that work at a 40 MHz event rate. The quality of the results obtained in this experiment depends on the correct estimation of the energy of the particles that interact with its material. The energy estimation can be compromised by a number of factors, such as noisy channels, the method chosen for the online or offline estimation of energy and, mainly, by electronic and pile-up noise. The present work presents a method that uses a minimum variance estimator to mitigate noise in groupings of reading channels of a calorimeter built with read redundancy. It is also shown that this method can be used to identify and mask noisy channels of a calorimeter. We will also present measures to evaluate energy estimation algorithms using real particle collision data. The results show that the proposed method achieves better precision of energy estimation by up to 41% without compromising and, in some cases, improving its accuracy approximating the estimation to real value. The method is also independent of the estimation algorithms used for the channel, as well as being effective in several stacking noise scenarios. The algorithm evaluation measures were effective in evaluating an online estimation algorithm in TileCal.

Sumário

Lista de Figuras	xiii
Lista de Tabelas	xxi
Lista de Símbolos	xxv
Lista de Abreviaturas	xxvi
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	2
1.3 Metodologia	2
1.4 Organização do Documento	3
2 Física de Altas Energias	5
2.1 Física de Altas Energias	5
2.2 Interação das Partículas com a Matéria	6
2.2.1 Excitação ou Cintilação	7
2.2.2 Ionização	7
2.2.3 Radiação Cherenkov	8
2.2.4 <i>Bremsstrahlung</i>	9
2.3 Aceleradores de Partículas	10
2.3.1 Aceleradores com Alvo Fixo e Colisores de Feixes	12
2.3.2 Aceleradores Lineares e Circulares	12
2.3.2.1 Linear	13
2.3.2.2 Circular	13
2.3.3 Luminosidade	15
2.4 O Modelo Padrão	17
2.4.1 Férmions	18
2.4.2 Bósons	18
2.4.3 O Bóson de Higgs	19
2.4.4 A Busca pelo Bóson de Higgs	20

2.5	Calorimetria	23
2.5.1	Calorímetros	23
2.5.2	Calorímetros Homogêneo e de Amostragem	24
2.5.3	Calorímetros Eletromagnéticos e Hadrônicos	24
2.6	Características e Propriedades dos Calorímetros	27
2.6.1	Eficiência do Calorímetro	27
2.6.2	Tempo de Resposta	28
2.6.3	Resolução Espacial	28
2.6.4	Resolução de Energia	28
3	O Experimento LHC	30
3.1	CERN	30
3.2	LHC - <i>Large Hadron Collider</i>	31
3.2.1	Características Gerais do LHC	32
3.3	O Experimento ATLAS	34
3.3.1	Sistema de Trigger e Aquisição de Dados	35
3.3.1.1	Sistema de Filtragem de eventos do Atlas no Run 2	36
3.3.2	Calorímetro de Argônio Líquido	38
3.4	Calorímetro Hadrônico de Telhas - TileCal	39
3.4.1	Segmentação do TileCal	40
3.4.2	Eletrônica de Leitura do TileCal	41
3.4.2.1	Fotomultiplicador - PMT	43
3.4.2.2	Placa Conformadora de Onda	44
3.4.2.3	Placas Digitalizadoras	45
3.4.3	Fonte de Alimentação da Gaveta	46
3.4.4	Sistemas de Calibração do TileCal	47
4	Estimação de Sinais	49
4.1	Histórico	49
4.2	Detecção de Sinais	50
4.2.1	Descrição do Problema de Detecção	51
4.3	Estimação de Parâmetros em Sinais	52
4.4	Desempenho de um Estimador	53
4.4.1	Estimadores Não-Tendenciosos	53
4.4.2	Critério da Mínima Variância	54
4.4.3	Precisão do Estimador	55
4.4.4	Limite Inferior de Cramer-Rao	55
4.5	Estimador Não-Tendencioso de Mínima Variância para o Modelo Linear	57
4.5.1	Estimador de Mínima Variância para o Modelo Linear Corrompido por Ruído Colorido	58

4.6	Estimador de Máxima Verossimilhança	59
4.7	Estimação de Energia no Tilecal	60
4.7.1	<i>Optimal Filter</i> - OF	61
4.7.2	Branqueamento do Ruído de Empilhamento com Algoritmo OF	63
4.7.3	<i>Constrained Optimal Filter</i> - COF	65
4.7.4	Estimação Online	67
5	Redução de Ruído em Calorimetria	68
5.1	Flutuações em Calorímetros	68
5.1.1	Ruído Eletrônico no TileCal	69
5.1.2	Ruído de Empilhamento no TileCal	72
5.2	Tratamento de Ruído em um Calorímetro de Argônio Líquido	74
5.3	Método do Chi-Quadrado para Descorrelação de Ruído em um Ca- lorímetro Hadrônico	76
5.4	Correlação e Descorrelação de Ruído em Detectores Bolômétricos	78
5.4.1	Correlação do Ruído	81
5.4.2	Descorrelação do Ruído	82
6	Métodos Propostos	86
6.1	Método de Estimação de Energia em Agrupamentos de Canais de Leitura	86
6.1.1	Estimação de Energia Em Torres de Trigger	89
6.2	Novas Figuras de Mérito para Avaliação do Desempenho de Estimadores	90
6.2.1	Limite de Gaussianidade da Cauda Negativa	91
6.2.2	Área Sob a Curva da Cauda Negativa	92
6.2.3	Avaliação da Estimação de Energia Utilizando a Cauda Positiva	93
6.2.3.1	Informação Mútua	93
6.2.3.2	Distância Estatística	94
6.2.3.3	Divergência de Kullback-Leiber	95
6.2.3.4	Teste de Kolmogorov-Smirnov	95
6.2.3.5	Avaliação da Cauda Positiva Através da Resolução de Energia	96
6.3	Identificação de Canais Ruidosos Através do Estimador MLE	97
7	Resultados	99
7.1	Dados utilizados	99
7.1.1	Dados de Colisão	99
7.1.2	Dados de Simulação - <i>Pulse Simulator</i>	100
7.1.3	Dados de Simulação - TOY	101
7.2	Resultados com Dados de Simulação PUS	102

7.2.1	Gráfico de Dispersão e Regressão Linear	107
7.2.2	Diferença na Estimaco	117
7.2.3	Área sob a Curva da Cauda Negativa	122
7.2.4	Kullback-Leiber	124
7.2.5	Teste de Kolmogorov-Smirnov	125
7.2.6	Resoluo de Energia	126
7.2.7	Informaco Mútua	133
7.3	Resultados com Dados de Simulao TOY	135
7.3.1	Gráfico de Dispersão e Regressão Linear	140
7.3.2	Diferença na Estimaco	152
7.3.3	Área sob a curva da Cauda Negativa	157
7.3.4	Kullback-Leiber	158
7.3.5	Teste de Kolmogorov-Smirnov	159
7.3.6	Resoluo de Energia	160
7.3.7	Informaco Mútua	167
7.3.8	Fit Gaussiano na Cauda Negativa	175
7.4	Resultados com Dados de Coliso	178
7.4.1	Área sob a curva da Cauda Negativa	182
7.4.2	Teste de Kolmogorov-Smirnov	182
7.4.3	Resoluo de Energia	185
7.4.4	Kullback-Leiber	191
7.4.5	Informaco Mútua	193
7.5	Identificaco de Canais Ruidosos Através dos Pesos do MLE	197
7.6	Estimaco de Energia em Torres de <i>Trigger</i>	204
7.6.1	Fit Gaussiano na Cauda Negativa	219
8	Concluses	220
8.1	Concluses	220
	Referências Bibliográficas	222
A	Qualificaco de Autoria no ATLAS	230
A.1	Qualificaco de Autoria do ATLAS	230
A.1.1	Resultados	231
B	Publicaces e Apresentaces	237
B.1	Artigos Publicados em Anais de Congressos	237
B.2	Artigos Publicados com a Colaboraco do ATLAS	238
B.3	Apresentaces	240

C	Estudo das Amostras de Ruído dos Dados Reais	242
C.1	Resultados	242
C.1.1	Run 357193	243
C.1.2	Run 357409	245
C.1.3	Run 364485	247
D	Coordenadas Geométricas do ATLAS	249

Lista de Figuras

2.1	Excitação atômica.	8
2.2	Ionização.	8
2.3	Radiação de Cherenkov e o cone formado no meio.	9
2.4	Bremsstrahlung.	9
2.5	Esquema Acelerador Linear.	14
2.6	Esquema do complexo de aceleradores do CERN.	14
2.7	Partículas do Modelo Padrão.	18
2.8	Probabilidade dos canais de decaimento do bóson de Higgs.	22
2.9	Chuveiro EM.	26
2.10	Comparação do desenvolvimento da cascata EM e hadrônica.	27
2.11	Chuveiro hadrônico.	27
3.1	Complexo de Aceleradores do CERN.	32
3.2	LHC e seus detectores.	34
3.3	ATLAS e seus principais detectores e dimensões.	35
3.4	Arquitetura do sistema de Trigger do ATLAS.	37
3.5	Calorímetro Eletromagnético do ATLAS.	38
3.6	Calorímetro Hadrônico.	39
3.7	Disposição dos cintiladores e fibras óticas no TileCal.	40
3.8	Segmentação do TileCal.	41
3.9	Esquema de Leitura do TileCal.	42
3.10	Gaveta de um Módulo do TileCal.	43
3.11	Esquema de um bloco de PMT.	43
3.12	Fotomultiplicador.	44
3.13	Diagrama da placa conformadora de onda.	45
3.14	Diagrama da placa Digitalizadora.	46
3.15	Imagem de uma unidade de fonte de alimentação (LVPS) com a tampa removida.	47
4.1	Sinal característico do TileCal e suas magnitudes (amplitude, pedestal e fase do pulso).	62

4.2	Distribuição de energia de uma célula do TileCal utilizando matriz identidade e MCDE para OF1 e OF2.	65
4.3	Distribuição de energia de células reconstruída com COF e OF2.	67
5.1	Ruído correlacionado no módulo 48 do TileCal (Dados de 2010).	70
5.2	Relação entre o número de falhas nas LVPS e o aumento de luminosidade.	71
5.3	Comparação do ruído eletrônico das células do TileCal com a nova e a antiga versão da fonte de alimentação de baixa tensão.	72
5.4	Ruído de empilhamento como função do número de interações por <i>bunch-crossing</i>	73
5.5	Ruído de empilhamento <i>Out of Time</i> . O sinal do evento atual, em preto, é corrompido pelo sinal de outro evento, em vermelho, e sinal resultante é visto em violeta.	74
5.6	Circuito de configuração detector-amplificador.	75
5.7	Correlação do ruído entre todos os canais do módulo 9 do barril central A do TileCal, antes (a) e depois (b) da aplicação do método.	77
5.8	Distribuição de ruído do canal 47 (a) e 19 (b) do módulo 23 do barril central do TileCal antes e depois da aplicação do método.	78
5.9	Decaimento $0\nu\beta\beta$	79
5.10	Torre do experimento CUORICINO dentro do sistema de resfriamento (esquerda). Uma torre do experimento CUORE (centro). Uma matriz de torres experimento CUORE (direita).	81
5.11	Espectro de potência do sinal e do ruído.	81
5.12	Correlação do ruído nos canais do experimento CUORICINO.	82
5.13	Espectro de potência original do ruído do canal 13 (linha sólida), o espectro de potência do canal 13 já decorrelacionado utilizando todos os demais canais (linha tracejada) e o espectro de potência do canal 13 decorrelacionado utilizando apenas 11 canais (linha vermelha).	84
5.14	Resolução do ruído dos canais do experimento CUORICINO.	84
6.1	Método de <i>Fit</i> Gaussiano na Cauda Negativa por passos de energia.	92
6.2	Área sob a curva da cauda negativa.	93
6.3	Resolução de Energia do TileCal obtida através de testes utilizando píons.	97
7.1	Distribuições de amplitude de entrada utilizada na simulação com PUS.	101
7.2	Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados no PUS sem empilhamento.	103
7.3	Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados no PUS com empilhamento.	103

7.4	Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do PUS sem empilhamento.	104
7.5	Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do PUS com empilhamento.	105
7.6	Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do PUS com empilhamento, porém com pesos do conjunto de dados sem empilhamento.	107
7.7	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal COF, dados sem empilhamento.	108
7.8	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF1, dados sem empilhamento.	109
7.9	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2, dados sem empilhamento.	110
7.10	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal COF, dados com empilhamento.	111
7.11	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF1, dados com empilhamento.	112
7.12	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2, dados com empilhamento.	113
7.13	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal COF, dados com empilhamento (<i>online</i>).	114
7.14	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF1, dados com empilhamento (<i>online</i>).	115
7.15	Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2, dados com empilhamento (<i>online</i>).	116
7.16	Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.	117
7.17	Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MVU e o valor de real de energia.	118
7.18	Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.	119
7.19	Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MVU e o valor de real de energia.	119
7.20	Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.	121
7.21	Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MVU e o valor de real de energia.	121
7.22	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem empilhamento.	127

7.23	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento.	129
7.24	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento e pesos estimados com dados sem empilhamento. .	131
7.25	Informação Mútua entre os diferentes estimadores. Dados sem empilhamento.	133
7.26	Informação Mútua entre os diferentes estimadores. Dados com empilhamento e pesos estimados em dados com empilhamento.	134
7.27	Informação Mútua entre os diferentes estimadores. Dados com empilhamento e pesos estimados em dados sem empilhamento.	135
7.28	Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados TOY sem empilhamento.	136
7.29	Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados TOY com ocupação de 50%.	136
7.30	Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados TOY com ocupação de 90%.	137
7.31	Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do TOY sem empilhamento.	138
7.32	Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do TOY com ocupação de 50%.	139
7.33	Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do TOY com ocupação de 90%.	140
7.34	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal COF. Dados sem ocupação.	141
7.35	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF2, dados sem ocupação.	142
7.36	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF1. Dados sem ocupação.	143
7.37	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal COF. Dados com ocupação de 50%.	145
7.38	Dispersão entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2. Dados com ocupação de 50%.	146
7.39	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF1. Dados com ocupação de 50%.	147
7.40	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal COF. Dados com ocupação de 90%.	149
7.41	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF2. Dados com ocupação de 90%.	150

7.42	Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF1. Dados com ocupação de 90%.	151
7.43	Distribuições da diferença entre a energia estimada e a real.	153
7.44	Distribuições da diferença entre a energia estimada e a real.	154
7.45	Distribuições da diferença entre a energia estimada e a real.	156
7.46	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem ocupação.	161
7.47	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 50%.	163
7.48	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 90%.	165
7.49	Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados sem ocupação.	167
7.50	Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados sem ocupação.	168
7.51	Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados sem ocupação.	169
7.52	Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 50%.	170
7.53	Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 50%.	171
7.54	Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 50%.	172
7.55	Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 90%.	173
7.56	Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 90%.	174
7.57	Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 90%.	175
7.58	Probabilidade do fit Gaussiano na cauda negativa. Dados sem ocupação	176
7.59	Probabilidade do fit Gaussiano na cauda negativa. Dados com ocupação de 50%	177
7.60	Probabilidade do fit Gaussiano na cauda negativa. Dados com ocupação de 90%	178
7.61	Distribuição dos pesos dos estimadores MVU e MLE para o conjunto de dados do run 357193.	179
7.62	Distribuição dos pesos dos estimadores MVU e MLE para o conjunto de dados do run 357409.	179

7.63	Distribuição dos pesos dos estimadores MVU e MLE para o conjunto de dados do run 364485.	180
7.64	Distribuição de energia estimada dados do run 357193.	180
7.65	Distribuição de energia estimada dados do run 357409.	181
7.66	Distribuição de energia estimada dados do run 364485.	181
7.67	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357193.	186
7.68	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357409.	188
7.69	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 364485.	190
7.70	Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados do run 357193.	193
7.71	Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados do run 357193.	194
7.72	Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados do run 357193.	194
7.73	Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados do run 357409.	195
7.74	Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados do run 357409.	195
7.75	Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados do run 364485.	196
7.76	Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados do run 364485.	196
7.77	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBA run 357193.	198
7.78	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBC run 357193.	199
7.79	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBA run 357193.	199
7.80	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBC run 357193.	200
7.81	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBA run 357409.	200
7.82	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBC run 357409.	201
7.83	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBA run 357409.	201

7.84	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBC run 357409.	202
7.85	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBA run 364485.	202
7.86	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBC run 364485.	203
7.87	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBA run 364485.	203
7.88	Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBC run 364485.	204
7.89	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,3 - 0,4$	205
7.90	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,4 - 0,5$	206
7.91	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,6 - 0,7$	207
7.92	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$	208
7.93	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,4 - 1,6$	209
7.94	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,4 - 0,5$	210
7.95	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,3 - 0,4$	210
7.96	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$	211
7.97	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,4 - 1,6$	212
7.98	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,7 - 0,8$	212
7.99	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,4 - 0,5$	213
7.100	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,3 - 0,4$	214
7.101	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,2 - 0,3$	214
7.102	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,2 - 1,3$	215
7.103	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$	216
7.104	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,8 - 1,0$	216
7.105	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$	217
7.106	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,8 - 1,0$	218
7.107	Distribuição de Energia da torre de <i>trigger</i> $\eta = 1,4 - 1,6$	218
A.1	Distribuição de energia com fase menor que 2ns da célula A09 da partição LBA.	231
A.2	Distribuição de energia com fase menor que 5ns da célula A09 da partição LBA.	232
A.3	Distribuição de energia com fase menor que 2 ns da célula A13 da partição EBA.	233
A.4	Distribuição de energia com fase menor que 5 ns da célula A13 da partição EBA.	234

A.5	Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 2 ns da célula A09 da partição LBA.	234
A.6	Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 5 ns da célula A09 da partição LBA.	235
A.7	Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 2 ns da célula A13 da partição EBA.	235
A.8	Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 5 ns da célula A13 da partição EBA.	236
C.1	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBA.	243
C.2	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBC.	243
C.3	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBA.	244
C.4	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBC.	244
C.5	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBA.	245
C.6	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBC.	245
C.7	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBA.	246
C.8	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBC.	246
C.9	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBA.	247
C.10	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBC.	247
C.11	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBA.	248
C.12	Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBC.	248
D.1	Sistema de coordenadas cartesianas do ATLAS.	250
D.2	Sistema de coordenadas cilíndricas do ATLAS.	250

Lista de Tabelas

2.1	Ordem de grandeza da energia mínima necessária e as ferramentas utilizadas para explorar distâncias Δx	11
2.2	Características dos Aceleradores mais Recentes.	16
3.1	Condições de Funcionamento do LHC durante o Run-1 e Run-2.	36
4.1	Possibilidades Detecção em Hipótese Simples.	51
6.1	Canais que formam as Torres de <i>Trigger</i> do Barril do TileCal Fonte: [1].	89
6.2	Canais que formam as Torres de <i>Trigger</i> do Barril Estendido do TileCal Fonte: [1].	90
7.1	Informação dos dados de colisão utilizados.	100
7.2	Parâmetros da regressão linear e SEE. Dados sem empilhamento.	110
7.3	Parâmetros da regressão linear e SEE. Dados com empilhamento.	113
7.4	Parâmetros da regressão linear e SEE. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	116
7.5	Parâmetros da distribuição da diferença entre a energia estimada e a real. Dados sem empilhamento.	118
7.6	Parâmetros da distribuição da diferença entre a energia estimada e a real. Dados com empilhamento.	120
7.7	Parâmetros da distribuição da diferença entre a energia estimada e a real. Dados com empilhamento, pesos do conjunto de dados sem empilhamento.	122
7.8	Resultado da área sob a curva da cauda negativa. Dados sem empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	123
7.9	Resultado da área sob a curva da cauda negativa. Dados com empilhamento e pesos estimados com empilhamento.	123
7.10	Resultado da área sob a curva da cauda negativa. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	123
7.11	Resultado da divergência de Kullback-Leiber. Dados sem empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	124

7.12	Resultado da divergência de Kullback-Leiber. Dados com empilhamento e pesos estimados com empilhamento.	124
7.13	Resultado da divergência de Kullback-Leiber. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	124
7.14	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados sem empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	125
7.15	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com empilhamento e pesos estimados com empilhamento.	125
7.16	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.	126
7.17	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem empilhamento.	128
7.18	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento.	130
7.19	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento e pesos estimados com dados sem empilhamento.	132
7.20	Parâmetros da regressão linear no gráfico de dispersão de energia estimada vs. real. Dados sem ocupação.	143
7.21	Parâmetros da regressão linear no gráfico de dispersão de energia estimada vs. real. Dados com ocupação de 50%.	147
7.22	Parâmetros da regressão linear no gráfico de dispersão de energia estimada vs. real. Dados com ocupação de 90%.	151
7.23	Resultados das distribuições do erro de estimação da energia. Dados sem empilhamento.	153
7.24	Resultados das distribuições do erro de estimação da energia. Dados com ocupação de 50%.	155
7.25	Resultados das distribuições do erro de estimação da energia. Dados com ocupação de 90%.	156
7.26	área sob a Curva da cauda negativa. Dados sem ocupação.	157
7.27	área sob a Curva da cauda negativa. Dados com ocupação de 50%.	157
7.28	área sob a Curva da cauda negativa. Dados com ocupação de 90%.	157
7.29	Resultados da divergência de Kullback-Leiber.	158
7.30	Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados com ocupação de 50%.	158
7.31	Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados com ocupação de 90%.	159
7.32	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados sem ocupação.	159
7.33	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com ocupação de 50%.	160
7.34	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com ocupação de 90%.	160

7.35	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem ocupação.	162
7.36	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 50%.	164
7.37	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 90%.	166
7.38	Área sob a curva da cauda negativa. Dados do run 357193.	182
7.39	Área sob a curva da cauda negativa. Dados do run 357409.	182
7.40	Área sob a curva da cauda negativa. Dados do run 364485.	182
7.41	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados do run 357193. . .	183
7.42	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados do run 357409. . .	184
7.43	Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados do run 364485. . .	185
7.44	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357193.	187
7.45	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357409.	189
7.46	Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 364485.	191
7.47	Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados do run 357193. . . .	192
7.48	Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados do run 357409. . . .	192
7.49	Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados do run 364485. . . .	192
7.50	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>trigger</i> $\eta = 0,3 - 0,4$, run 357193.	205
7.51	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,4 - 0,5$, run 357193.	206
7.52	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,6 - 0,7$, run 357193.	207
7.53	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$, run 357193.	208
7.54	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,4 - 1,6$, run 357193.	209
7.55	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,4 - 0,5$, run 357409.	210
7.56	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,3 - 0,4$, run 357409.	211
7.57	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$, run 357409.	211
7.58	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,4 - 1,6$, run 357409.	212

7.59	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,7 - 0,8$, run 364485.	213
7.60	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,4 - 0,5$, run 364485.	213
7.61	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,3 - 0,4$, run 364485.	214
7.62	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,2 - 0,3$, run 364485.	215
7.63	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,2 - 1,3$, run 364485.	215
7.64	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,2 - 1,2$, run 364485.	216
7.65	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,8 - 1,0$, run 364485.	217
7.66	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,1 - 1,2$, run 364485.	217
7.67	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 0,8 - 1,0$, run 364485.	218
7.68	Área sob a curva da cauda negativa. Torre de <i>Trigger</i> $\eta = 1,4 - 1,6$, run 364485.	219

Lista de Símbolos

λ	Comprimento de onda, p. 10
\mathcal{L}	Luminosidade, p. 15
μ	Número Máximo de Colisões Inelásticas por Cruzamento de Feixes, p. 15
h	Constante de Planck, p. 10
p	Momento da partícula, p. 10

Lista de Abreviaturas

ADONE	<i>big Anello Di Accumulazione</i> , p. 12
ALICE	<i>A Large Ion Collider Experiment</i> , p. 33
ATLAS	<i>A Toroidal LHC ApparatuS</i> , p. vi
CERN	<i>Organização Europeia para a Pesquisa Nuclear</i> , p. 1
CIS	Sistema de Injeção de Carga, p. 48
CMS	<i>Compact Muon Solenoid</i> , p. 33
COF	<i>Constrained Optimal Filter</i> , p. 66
CUORE	<i>Cryogenic Underground Observatory for Rare Events</i> , p. 79
DAQ	<i>Data Acquisition</i> , p. 36
DCS	<i>Detector Control System</i> , p. 36
DELPHI	<i>Detector with Lepton, Photon and Hadron Identification</i> , p. 32
DORIS	<i>Doppel Ring Speicher</i> , p. 12
EB	<i>Extended Barrel</i> , p. 41
EF	<i>Event Filter</i> , p. 36
EMEC	Calorímetro Eletromagnético End-cap, p. 37
EM	Calorímetro Eletromagnético, p. 37
FCAL	Calorímetro <i>Forward</i> , p. 37
FE	<i>Front-End</i> , p. 41
FTK	<i>Hardware Track Finder</i> , p. 37
HEC	Calorímetro Hadrônico End-cap, p. 37

IM	Informação Mútua, p. 93
ISR	Intersecting Storage Rings, p. 15
KL	Kullback-Leiber, p. 94
L1Topo	<i>Topological Trigger</i> , p. 37
LAr	Calorímetro de Argônio Líquido, p. 37
LB	<i>Long Barrel</i> , p. 41
LEP	Large Electron-Positron Collider, p. 21
LHC	<i>Large Hadron Collider</i> , p. vi
LHCb	<i>Large Hadron Collider beauty experiment</i> , p. 33
LINAC	Acelerador de Partículas Linear, p. 13
LNGS	<i>Laboratori Nazionali del Gran Sasso</i> , p. 79
LVPS	<i>Low Voltage Power Supply</i> , p. 46
MCDE	<i>Minimum Covariance Determinant Estimator</i> , p. 65
MF	<i>Matched Filter</i> , p. 60
MLE	<i>Minimum Likelihood Estimator</i> , p. 59
MVU	<i>Minimum Variance Unbiased</i> , p. 55
OF	<i>Optimal Filter</i> , p. 61
PMT	<i>Photo Multiplier Tube</i> , p. 40
PS	<i>Proton Synchrotron</i> , p. 33
PUS	<i>Pulse Simulator</i> , p. 100
QCD	Quantum ChromoDynamics, p. 18
QED	Quantum ElectroDynamics, p. 18
SCT	<i>Semiconductor Tracker</i> , p. 35
SEE	<i>Standard Error of Estimation</i> , p. 108
SLAC	<i>Stanford Linear Accelerator Center</i> , p. 12

SPEAR	<i>Stanford Positron Electron Asymmetric Rings</i> , p. 12
SPS	<i>Super Proton Synchrotron</i> , p. 33
TRT	<i>Transition Radiation Tracker</i> , p. 35
fLVPS	<i>Finger Low Voltage Power Supply</i> , p. 46

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo irá apresentar uma visão geral do projeto, sua motivação, seus objetivos e sua metodologia, além da organização do documento.

O desafio de estar na fronteira de uma das mais intrigantes e complexas áreas do conhecimento, como a física de partículas, eleva a complexidade e o tamanho dos experimentos nessa área, como o LHC, localizado na Organização Européia para Pesquisa Nuclear (CERN), que se situa próxima à cidade de Genebra, na Suíça. Estes experimentos incentivam o desenvolvimento e a implementação de soluções robustas de engenharia para superar seus desafios. As condições extremas de operação dos equipamentos sujeitos à radiação e fortes campos magnéticos, assim como o elevado número de canais de leitura dos seus detectores, tornam difíceis a manutenção periódica de alguns elementos, forçando o aperfeiçoamento dos componentes de hardware e principalmente das técnicas de software, visando garantir o bom funcionamento do experimento e a confiabilidade dos resultados esperados pela comunidade científica. Em experimentos de física de altas energias, como os realizados no LHC, partículas elementares que compõem a matéria são geradas como produto da colisão entre os feixes de partículas ou núcleos de elementos acelerados através de fortes campos eletromagnéticos em direções opostas. Essas partículas, que são os objetos de estudo e análises do LHC, são criadas a partir da conversão da energia cinética - contida nos feixes acelerados - em massa. A mais importante maneira de estudarmos as partículas é através da medição da energia que estas depositam em detectores posicionados ao redor do ponto de colisão. Assim, a energia é o elemento fundamental na criação, detecção e estudo das partículas e fenômenos que são gerados nesses experimentos e estudados por milhares de pesquisadores em busca da compreensão da matéria.

1.1 Motivação

O avanço da pesquisa em física de partículas exige cada vez mais que se investiguem dimensões menores da matéria para que a comunidade científica constate, ou não, a veracidade de teorias ainda não comprovadas e partículas ainda não descobertas. Isto exige um valor elevado de energia e um número cada vez maior de colisões, para que se acumulem dados suficientes para aumentar a probabilidade de detectarmos estes fenômenos raros. Neste cenário o nível de flutuações no sinal gerado pelos detectores de partículas aumenta significativamente, exigindo sempre novas técnicas e abordagens em estimação de sinais para manter a confiabilidade dos resultados obtidos pelos experimentos. A energia depositada pelas partículas nestes detectores, resultado da interação das partículas com o material que constituiu o detector, é lida por centenas de milhares de canais trabalhando em uma frequência de 40 MHz; essa energia é convertida em sinais digitais para serem armazenados e estudados posteriormente. Esse sinal digital, contendo a informação do valor da energia da partícula, deve sofrer o mínimo de interferência possível para que não distorça o valor da energia que será recuperada através de algoritmos de estimação de amplitude. Portanto, é primordial que existam ferramentas de processamento digital de sinais cada vez mais refinadas para realizar uma aprimorada estimação, tanto *online* quanto *offline*, dessa quantidade de energia, além de aprimoradas ferramentas que possam detectar e indicar, com precisão, falhas nos elementos que compõem a leitura eletrônica e estejam prejudicando a aquisição desse sinal.

1.2 Objetivos

Este trabalho tem, como objetivo principal, o aperfeiçoamento da estimação de energia de detectores de partículas como o calorímetro hadrônico do ATLAS. Como o objetivo de aprimorar a energia estimada nesse tipo de calorímetro, este trabalho apresenta três contribuições principais para alcançar este objetivo: a introdução de novas figuras de mérito para avaliar estimadores de energia em um ambiente com dados reais de colisão de partículas; uma nova medida de qualidade de dados para identificação de canais defeituosos que apresentam elevado nível de ruído, e em uma nova técnica para a redução de ruído na estimação de energia de calorímetros que possuam redundância de canais de leitura em suas unidades básicas de medida.

1.3 Metodologia

A estrutura complexa dos calorímetros, responsáveis por medir as partículas em aceleradores como o LHC, está constantemente exposta a radiação e a diversos em-

pecilhos de ordem física que impedem sua manutenção constante. Uma das formas de se contornar esta dificuldade, empregada por uma série de experimentos, é conceber os componentes principais de medida de forma que sejam redundantes, evitando, assim, a perda de capacidade de leitura da energia das partículas e o comprometimento do experimento. O TileCal possui, em suas células básicas de leitura, uma redundância de leitura que possibilita uma dupla leitura da energia depositada pela partícula em sua célula. A exploração dessa redundância de leitura visando aprimorar a estimação de energia e a identificação de canais ruidosos é o foco principal desta tese. Os métodos utilizados foram estimadores de parâmetros que buscam minimizar a variância do ruído do sinal combinado de canais redundantes a partir do conhecimento prévio das características estocásticas do ruído característico dos canais de leitura redundantes. Ao longo do trabalho foi necessário encontrar figuras de mérito capazes de avaliar os resultados da estimação de energia utilizando o método de redução de ruído utilizando dados reais, ou seja, na ausência do valor real a ser estimado. As figuras de mérito desenvolvidas utilizam uma combinação de métodos estatísticos que foram importantes na avaliação e progresso deste trabalho e se tornaram mais uma ferramenta proposta neste trabalho capaz de auxiliar a escolha de algoritmos de estimação.

1.4 Organização do Documento

No Capítulo 2 será apresentado um resumo da principal área de estudo deste trabalho, a física de partículas, bem como uma descrição da calorimetria e das principais maneiras que podemos medir a energia das partículas. Também serão apresentados os calorímetros e as principais características dos detectores de partículas atuais.

No Capítulo 3 será apresentado o CERN e os diversos detectores de partículas que o compõem. O calorímetro hadrônico do experimento ATLAS será descrito em detalhes por se tratar do ambiente onde este trabalho foi desenvolvido.

O Capítulo 4 apresenta um histórico do estudo de detecção e estimação de sinais. Uma ênfase maior é dada aos estimadores de parâmetros.

O Capítulo 5 contém uma exposição mais detalhada sobre ruído em calorímetros, além de uma revisão bibliográfica feita no estudo de redução de ruído em calorímetros utilizando técnicas de processamento de sinais.

O Capítulo 6 apresenta um breve resumo dos métodos de estimação utilizados atualmente no TileCal, e apresenta de forma detalhada os métodos propostos neste

trabalho.

O Capítulo 7 apresenta os resultados obtidos nos estudos e métodos propostos neste trabalho.

O Capítulo 8 apresenta as conclusões e perspectivas futuras deste trabalho.

O Apêndice A apresenta o trabalho realizado para obtenção de autoria no ATLAS.

O Apêndice B apresenta publicações e apresentações frutos deste trabalho.

O Apêndice C apresenta um estudo das amostras de ruído dos dados reais utilizados neste trabalho.

O Apêndice D apresenta o sistema de coordenadas geométricas do experimento ATLAS.

Capítulo 2

Física de Altas Energias

Neste capítulo, será apresentada uma breve introdução à física de altas energias, além de um resumo do modelo de referência em partículas e campos, o chamado modelo padrão.

2.1 Física de Altas Energias

A ideia de que toda a matéria do universo seja composta por partículas mínimas e indivisíveis foi proposta pelos gregos há milhares de anos atrás. Eles deram a essas partículas o nome de átomos. Mais de dois mil anos após essa suposição, e embora a identidade dessas partículas fundamentais tenha sofrido numerosas revisões, a comunidade científica ainda acredita nela e não mede esforços na tentativa de criar experimentos que comprovem a existência de novas partículas previstas por sofisticadas teorias físicas, que procuram descrever as forças e as partículas fundamentais da matéria.

No século XIX, os cientistas notaram que substâncias como o carbono e o oxigênio possuíam um limite mínimo para seu tamanho e atribuíram a eles o nome de átomos. O nome permaneceu, porém a ideia de que os átomos fossem indivisíveis já não existe mais. O trabalho conjunto de J. J. Thomson (descoberta do elétron), Ernest Rutherford (desenvolveu o conceito da estrutura do átomo), Niels Bohr e James Chadwick (provou a existência do nêutron) [2], contribuíram para o modelo do átomo como um núcleo composto por prótons e nêutrons envolvido por elétrons orbitantes, semelhante à estrutura do sistema solar. Durante algum tempo acreditou-se que os nêutrons, os prótons e os elétrons fossem as partículas fundamentais previstas pelos gregos. Porém, muitas questões ainda não haviam sido respondidas sobre a estrutura dos núcleos dos átomos, sua estabilidade, sua massa, entre outras. Os cientistas precisaram, então, desenvolver experimentos que os ajudassem a responder essas questões.

Nesse contexto, surgiu a Física de Partículas, que estuda uma ampla variedade de fenômenos relacionados à estrutura da matéria e às interações de seus constituintes [3]. As partículas e radiações são detectadas através de suas interações com a matéria. O tipo de interação característica dessas partículas com a matéria é a base para a construção dos detectores nesses experimentos [4]. No começo do século XX, os cientistas utilizavam pequenos detectores de *tracking*, por exemplo, câmaras de nuvens e câmaras de bolhas, para estudarem, através da análise da trajetória das partículas, radiação e as partículas que chegam à superfície da Terra, a maioria resultante das colisões dos raios cósmicos com as partículas de nossa atmosfera. Devido à necessidade de se entender mais sobre a matéria, os cientistas precisaram reproduzir essas interações em ambientes controlados, surgindo então, os primeiros aceleradores e detectores de partículas. Os experimentos em física de partículas podem ser classificados nos que utilizam aceleradores e nos que não utilizam aceleradores de partículas [2]. Um exemplo de experimento que não utiliza aceleradores de partículas é o estudo das partículas que resultam da colisão entre raios cósmicos com nossa atmosfera, que podem possuir centenas de vezes a energia de partículas estudadas em aceleradores [5].

O estudo dos processos de interação entre a partícula incidente e a matéria é de fundamental importância, uma vez que as suas características estão na base dos métodos de detecção de partículas.

2.2 Interação das Partículas com a Matéria

Do ponto de vista epistemológico, observar ou detectar um objeto nada mais é do que detectar uma onda eletromagnética ou sonora refletida por esse objeto. Os objetos que observamos todos os dias são visíveis graças à luz refletida por eles. Sabemos que a luz nada mais é do que uma componente da radiação eletromagnética que pode ser detectada pelo olho humano. As dimensões das partículas físicas nesses experimentos, porém, são tais que as ondas eletromagnéticas não são perturbadas por elas: o comprimento de onda da luz visível estende-se do violeta (400 nm) ao vermelho (700 nm) e a dimensão de um átomo é de aproximadamente 0,1 nm. Portanto, percebemos que a única maneira de detectar tais partículas é através da radiação emitida quando de sua interação com a matéria. Uma partícula carregada com alta velocidade que se mova através de um meio perde energia quase que constantemente e é ligeiramente desviada de sua direção inicial. Estes efeitos são resultados de dois tipos de colisões que podem ocorrer entre a partícula e o meio [4]:

- Colisão Inelástica, principal forma de perda de energia da partícula incidente, ocorre quando esta colide com os elétrons dos átomos do meio, particularmente

com os de órbita mais externa. Este tipo de colisão é responsável pela ionização e/ou excitação dos átomos do meio;

- Colisão elástica com o núcleo, menos frequente, e que, na prática, não causa perda de energia, mas sim o desvio da direção da partícula incidente;

Estas colisões ocorrem várias vezes ao longo do caminho percorrido pela partícula incidente no meio. A energia perdida em cada colisão representa uma pequena fração da energia cinética da partícula (algumas dezenas de elétron-volt). Porém, devido ao elevado número de colisões que ocorrem em um meio denso, isto faz com que a energia total perdida pelas partículas no meio se torne mensurável.

Os principais mecanismos de interação das partículas com a matéria utilizados nos detectores são basicamente de dois tipos: cintilação (ou excitação) e a ionização. A radiação de Cherenkov também é utilizada em alguns tipos de detectores [5]. Além disso, para partículas relativísticas mais leves, principalmente elétrons, o processo de perda de energia conhecido como *bremstrahlung* (ver adiante) também pode ser considerado.

2.2.1 Excitação ou Cintilação

Na excitação, representada na Figura 2.1, parte da energia das partículas carregadas que atravessam a matéria do detector pode ser usada para ionizar o estado dos átomos ou moléculas do material do qual o detector é composto, ou levar estes átomos e moléculas a um estado de excitação. O efeito de cintilação está relacionado a este último processo. O estado de excitação desses átomos e moléculas é instável, a excitação não consiste na remoção do elétron do átomo, apenas na sua elevação a um nível energético maior (estado excitado), saindo, portanto, do nível fundamental. Ao retornar ao nível fundamental, a energia perdida pelo elétron é emitida na forma de fótons que podem ser transformados em sinal elétrico. Quando a energia envolvida no processo é tal que os fótons emitidos estão na região do visível, este processo é chamado de fluorescência ou cintilação. Historicamente, a cintilação foi o primeiro processo utilizado para a geração de sinais em calorímetros [4].

2.2.2 Ionização

A ionização, vista na Figura 2.2, ocorre quando partículas carregadas que atravessam a matéria ionizam os átomos do qual essa matéria é feita. As radiações ionizantes são aquelas que possuem energia acima da energia de ligação dos elétrons do átomo com o núcleo. Dessa forma, a energia das radiações ionizantes é capaz de arrancar elétrons de seus orbitais, formando, assim, íons positivos. A coleção desses

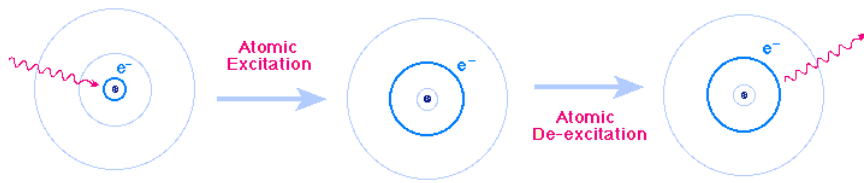


Figura 2.1: Excitação atômica. Fonte:[6]

elétrons liberados pode ser usada como uma técnica de produção de sinal em uma grande variedade de detectores de partículas.

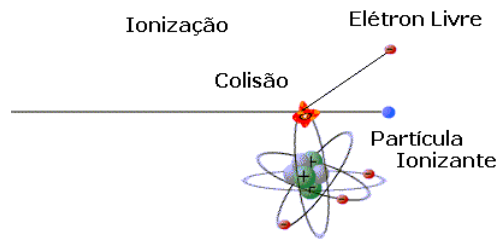


Figura 2.2: Ionização. Fonte:[7]

2.2.3 Radiação Cherenkov

A radiação de Cherenkov é uma radiação eletromagnética emitida quando uma partícula carregada atravessa um meio com velocidade maior do que a luz nesse determinado meio [8]. As partículas carregadas polarizam as moléculas do meio que voltam para o seu estado fundamental rapidamente emitindo radiação no processo, o espectro visível da radiação exibe a característica de uma luz de tonalidade que depende do meio. Esta luz pode ser observada em abundância em ambientes altamente radioativos, como, por exemplo, em tanques de reatores nucleares. Outro local onde este fenômeno pode ser observado é nas profundezas do oceano, onde a luz azul observada é fruto da radiação causada por raios cósmicos penetrantes, uma ilustração deste fenômeno pode ser visto na Figura 2.3. A radiação de Cherenkov é utilizada em muitos experimentos, como, nos detectores localizados no observatório Pierre Auger na Argentina [5], que estuda raios cósmicos altamente energéticos. Outra aplicação interessante da radiação de Cherenkov é na detecção de neutrinos, como utilizado no detector de neutrinos *Super-Kamiokande* localizado no interior do monte *Ikenoyama* no Japão, onde 11 mil fotomultiplicadores são capazes de detectar e distinguir neutrinos do elétron e do múon [4]. Nesses experimentos a velocidade

da partícula pode ser obtida medindo-se o ângulo do cone de Cherenkov, da mesma forma como podemos medir a velocidade de uma embarcação através da esteira de onda formada por ele.

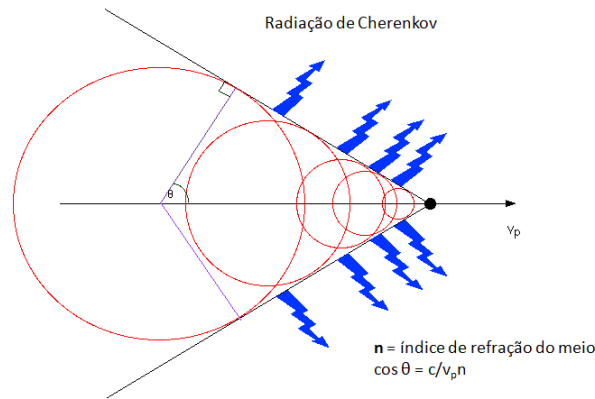


Figura 2.3: Radiação de Cherenkov e o cone formado no meio. Fonte: [8]

2.2.4 *Bremsstrahlung*

Este fenômeno, ilustrado na Figura 2.4, trata da emissão de um fóton a partir de um elétron defletido por um núcleo. É um processo que ocorre devido à interação eletromagnética que produz uma grande perda de energia. O processo de *bremsstrahlung* é a forma mais comum de perda de energia para partículas com velocidades relativísticas.

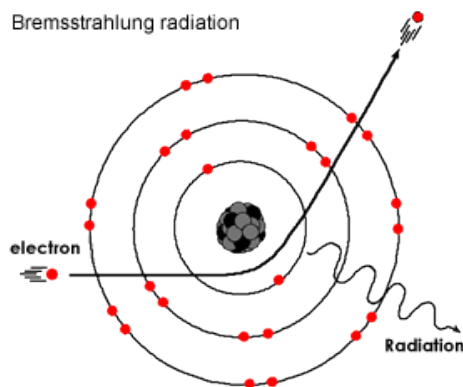


Figura 2.4: Bremsstrahlung. Fonte: [9]

2.3 Aceleradores de Partículas

A necessidade do uso de aceleradores de partículas e o uso cada vez maior de energia para estudar a estrutura da matéria estão diretamente relacionados com o avanço da física no início do século XX, principalmente a mecânica quântica. A primeira razão para utilizarmos aceleradores de partículas está relacionada com a dualidade partícula-onda e ao princípio da incerteza [4].

Além das ondas, que algumas vezes possuem comportamento corpuscular, a mecânica quântica estendeu esse conceito da dualidade onda-partícula, incluindo partículas que possuem um comportamento ondulatório. Com a descoberta da natureza dual da matéria, os cientistas foram forçados a fazer uma reavaliação da linguagem cinemática que usavam para descrever a posição e o momento linear de uma partícula. Isto porque a mecânica clássica Newtoniana, que descrevia uma partícula como um ponto no espaço, usando um sistema de três coordenadas espaciais, já não poderia mais ser utilizada. Com a mecânica quântica muitos aspectos do comportamento de uma partícula só podem ser descritos em termos de probabilidades. Dessa forma, uma partícula é modelada como uma entidade inerentemente distribuída em um espaço, que não pode ser descrita como um ponto com posição e velocidade determinadas.

Uma onda é caracterizada por seu comprimento de onda e uma partícula por sua energia e seu momento. Quanto maior a energia de uma partícula, menor o comprimento de onda associado a ela. Quantitativamente, a relação entre o comprimento de onda associado à partícula (λ) e o seu momento p é dada pela relação de *de Broglie*:

$$\lambda = h/p = 2\pi\hbar/p, \quad (2.1)$$

onde h é a constante de Planck e $\hbar = h/2\pi$ [10].

Numericamente, temos:

$$\lambda(cm) = \frac{6,626 \times 10^{-27}(ergs)}{p} = \frac{1,24 \times 10^{-10}(MeVs)}{p(MeV/c)} \quad (2.2)$$

isto é, $\lambda(fm) = 1,24/p (GeV/c)$.

A partícula-onda pode ser vista como uma nuvem de probabilidade com dimensões comparáveis ao comprimento de onda. Nesta representação, a partícula não é um objeto com as dimensões da nuvem, na realidade, a partícula é menor e pode ser encontrada em algum ponto dentro dessa nuvem. O volume da nuvem de probabilidade pode ser reduzido pelo decréscimo do comprimento de onda, o que é equivalente ao aumento do momento da partícula e, portanto, de sua energia. Sendo assim, ao aumentarmos a energia desse experimento, podemos estudar objetos em

dimensões cada vez menores. Em altas energias, o aspecto onda-partícula pode muitas vezes ser ignorado, a partícula pode ser considerada como uma pequena bola (ou um “*spinning top*”, se seu *spin* for considerado). Neste caso, aceleradores são comparáveis a grandes microscópios [4].

O princípio da incerteza afirma que a posição x (com incerteza Δx) e momento p_x (com incerteza Δp_x) não podem simultaneamente ser conhecidos com uma precisão melhor que $\Delta x \Delta p_x \approx \hbar/2$. Uma relação para a energia pode ser obtida multiplicando-se a velocidade da luz (c), $\Delta x \Delta E \approx \hbar c/2$, que, numericamente, é igual a [11]:

$$\Delta E(\text{MeV}) \approx 1,973 \times 10^{-11}(\text{MeV cm})/2\Delta x(\text{cm}). \quad (2.3)$$

Para explorar dimensões da ordem de Δx , uma energia de $E(\text{MeV}) \approx 2\Delta E(\text{MeV}) \approx \hbar c/\Delta x \approx 1,973 \times 10^{-11}(\text{MeV cm})/\Delta x(\text{cm})$ é necessária. A Tabela 2.1 lista algumas ordens de grandeza da magnitude mínima de energia necessária para explorar algumas dimensões Δx .

Tabela 2.1: Ordem de grandeza da energia mínima necessária e as ferramentas utilizadas para explorar distâncias Δx .

$\Delta x(\text{cm})$	E	Ferramentas Utilizadas
10^{-5}	2eV	Microscópios
10^{-8}	2keV	Raios X
10^{-11}	2MeV	Raios γ
10^{-14}	2GeV	Aceleradores
10^{-16}	200GeV	Aceleradores
10^{-17}	2TeV	Aceleradores
$1,4 \times 10^{-18}$	14TeV	LHC

A segunda razão para que aceleradores de partículas sejam amplamente utilizados em física experimental de partículas está ligada à capacidade de “criação de partículas”. Esta característica está relacionada a outro importante avanço da física, realizado por Einstein, que através de sua famosa equação $E = \gamma mc^2$, demonstrou que energia pode ser convertida em massa e massa em energia. Sendo assim, a energia total disponível em uma colisão de partículas em um acelerador pode se transformar em novas partículas, algumas tão instáveis que duram apenas um bilionésimo de bilionésimo de segundo antes de decaírem em partículas mais estáveis. Este processo de criação ocorre de acordo com certas regras, obedecendo precisas leis de conservação e justifica o uso de uma energia cada vez mais elevada no centro de massa de colisão dos aceleradores de partículas [4].

Em um acelerador de partículas, estuda-se a estrutura da matéria acelerando feixes de partículas como, por exemplo, elétrons, prótons e pósitrons a altas veloci-

dades, utilizando poderosos campos eletromagnéticos. Quando o feixe de partículas atinge a energia desejada, ele é direcionado para colidir contra um alvo - o alvo pode ser do tipo fixo ou outro feixe de partículas acelerado em direção oposta - dependendo da proposta de estudo do acelerador. Os aceleradores podem ser do tipo linear, por exemplo, o Stanford Linear Accelerator Center - SLAC [12], ou circular, como, por exemplo, o Large Hadron Collider - LHC [13].

2.3.1 Aceleradores com Alvo Fixo e Colisores de Feixes

Em um acelerador que utiliza alvo fixo, um conjunto de partículas é enviado em direção a um alvo fixo para colidir com ele. O espalhamento das partículas resultantes da colisão fornece informações importantes sobre a estrutura do feixe e do alvo. Quando um feixe de partículas com massa m e energia E_{beam} colide com um alvo fixo consistindo de partículas com massa M , a energia disponível para a produção de novas partículas, nessa colisão, é igual a [4]:

$$E_{cm} = \sqrt{m^2 + 2ME_{beam} + M^2} \quad (2.4)$$

para altas energias, $E_{beam} \gg m, M$, então E_{cm} torna-se $\sqrt{2ME_{beam}}$. Portanto, em aceleradores que utilizam alvo fixo, a maior parte da energia do feixe é usada para transferir momento para o alvo.

Em um acelerador de partículas que utiliza colisão de feixes, dois feixes contendo pacotes de partículas são acelerados e direcionados para colidirem com igual momento e sinais opostos, em pontos específicos. Esta geometria possui a vantagem de utilizar melhor a energia envolvida na colisão. Quando duas partículas idênticas, com energia E_{beam} cada, viajando em direções opostas, colidem entre si, a referência do centro de massa é a referência do laboratório. Neste caso, a energia disponível para a produção de novas partículas é igual ao total de energia envolvida na colisão, ou seja, $2E_{beam}$. Notadamente, o método de colisão entre feixes de partículas tornou-se a geometria mais favorável para o estudo de novas partículas em energias elevadas. Nos anos 1960, experimentos pioneiros de colisão entre feixes colidiam elétrons e pósitrons. Entre esses experimentos destacam-se experimentos como o ADONE (Frascati, Itália)[14], DORIS (DESY, Hamburg)[15] e SPEAR (SLAC, Stanford)[12].

2.3.2 Aceleradores Lineares e Circulares

Partículas carregadas eletricamente, usualmente elétrons e prótons, são aceleradas através de campos elétricos e magnéticos, que podem ser constantes ou variáveis no tempo e espaço. Os três componentes principais de um acelerador são: uma fonte

de íons, um campo acelerador e um campo guia, que força a partícula a se mover em uma órbita bem definida. O caminho por onde a partícula é acelerada se dá em uma região com alto vácuo, a fim de reduzir as colisões das partículas com moléculas de gás residual e, portanto, reduzir a perda de energia ao longo do caminho. A fonte de íon consiste de uma pequena cavidade à baixa pressão, onde uma descarga elétrica ioniza continuamente gás hidrogênio, então um campo elétrico é utilizado para conduzir os elétrons e prótons através das próximas etapas do acelerador. Aceleradores podem ser classificados em lineares (conhecidos como LINAC) ou circulares [4]. Nos aceleradores lineares, as partículas são aceleradas em linha reta por campos elétricos. Já em aceleradores circulares, um campo magnético é utilizado para forçar as partículas a circularem em uma órbita circular e a aceleração é realizada por um campo elétrico de rádio frequência, ou através do aumento no campo magnético.

2.3.2.1 Linear

Aceleradores lineares de prótons de baixa energia consistem de um conjunto de eletrodos cilíndricos conectados entre si e a uma tensão oscilante com frequência constante, como mostrado na Figura 2.5. Os prótons se movem da esquerda para a direita dentro de uma estrutura feita de sucessivos tubos lineares com campos de sinais opostos (o próton sempre vê uma tensão positiva no tubo a sua frente e uma tensão negativa no tubo por onde passou). Neste caso, os prótons podem atingir energias de até 20 MeV em, aproximadamente, 70 metros. Dentro dos tubos, os prótons estão em região livre de campo elétrico e, portanto, se movem com uma velocidade constante; já entre tubos vizinhos, as partículas são aceleradas por um campo elétrico. Se o comprimento do tubo for escolhido de forma que o tempo necessário para a partícula cruzá-lo seja igual a metade do período do oscilador, os prótons são acelerados uma segunda vez quando passarem para o próximo tubo, e assim sucessivamente eles serão acelerados. Os comprimentos dos tubos devem, portanto, aumentar de forma a levar em conta o aumento da velocidade do próton. A aceleração é realizada por ondas eletromagnéticas viajando ao longo do eixo do tubo com a fase da velocidade igual à velocidade do elétron. Somente elétrons em fase com o campo são acelerados. Aceleradores lineares possuem grande utilidade na medicina, por exemplo, na radioterapia que utiliza aceleradores lineares de feixes de elétrons e fótons de alta energia no tratamento de tumores.

2.3.2.2 Circular

Aceleradores circulares possuem diversos tipos de arquitetura, por exemplo, *Cyclotrons*, *Synchrocyclotrons* e *Synchrotrons*. Nos aceleradores circulares do tipo *Synchrotrons*, o uso de grandes e caros campos magnéticos é desnecessário: as partículas

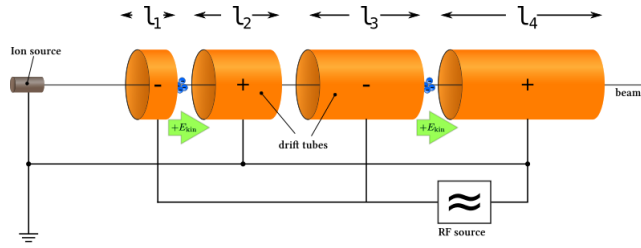


Figura 2.5: Esquema Acelerador Linear. Fonte: [16]

são aceleradas através de campos elétricos em uma órbita de raio constante. O campo magnético necessário para defletir as partículas é produzido por um conjunto de ímãs localizados ao longo da circunferência do acelerador. Antes de serem injetadas no acelerador de raio maior, as partículas são aceleradas previamente por um acelerador eletrostático seguido por um acelerador linear. As partículas são aceleradas por campos elétricos de rádio frequência em cavidades ressonantes localizadas ao longo da circunferência do acelerador. Os *Synchrotrons* de elétrons possuem um RF constante, uma vez que elétrons se movem a velocidade constante e próxima a da luz no vácuo.

A Figura 2.6 mostra os diversos aceleradores utilizados no complexo de aceleradores no CERN para a colisão de elétrons (e^-) e pósitrons (e^+) no LEP e próton-próton (pp) no LHC. Cada acelerador do complexo eleva a energia das partículas por uma ordem de grandeza.

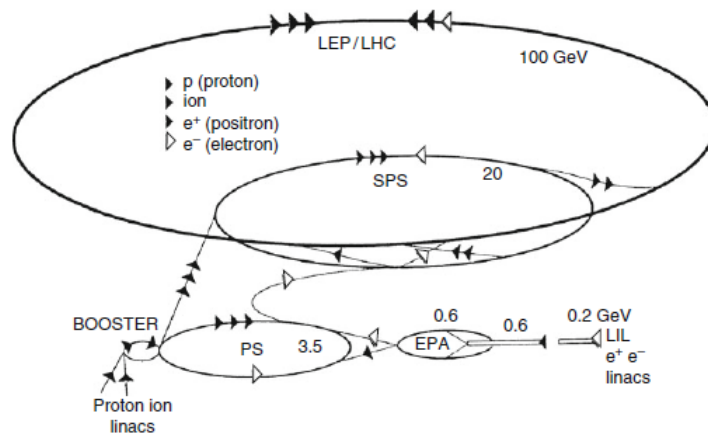


Figura 2.6: Esquema do complexo de aceleradores do CERN. Fonte: [4]

2.3.3 Luminosidade

Colisores de feixes apresentam uma desvantagem em relação a aceleradores de alvo fixo pois produzirem um número menor de interações de interesse por unidade de tempo. As interações de interesse entre as partículas são as colisões inelásticas (quando os corpos envolvidos na colisão não mantêm suas características iniciais), isto porque são nessas colisões que toda a energia envolvida se transforma em novas partículas, no LHC apenas apenas cerca de 50% das colisões a cada evento são inelásticas. A luminosidade (\mathcal{L}) de um colisor é essencialmente o número de colisões por unidade de área por segundo, é medida em *barn* (equivalente a $10^{-24}cm^2$) por segundos $b^{-1}s^{-1}$, $1fb^{-1}$ equivale a cerca de 100 trilhões de colisões. Multiplicando-se a luminosidade pela seção total do feixe de partículas (σ), nos fornece o número total de colisões por unidade de tempo (N), isto é

$$N = \mathcal{L}\sigma. \quad (2.5)$$

A luminosidade pode ser expressa através de parâmetros do colisor. Seja R o raio do acelerador, n_p o número de partículas em cada pacote circulando em uma direção (no LHC cada pacote possui cerca de $1,15 \times 10^{11}$ prótons), N_p o número de pacotes (o LHC foi projetado para ter at 3550 pacotes circulando ao mesmo tempo), seja n_a o número de partículas em sentido oposto e N_a o número de pacotes de partículas em direção oposta, e r a média do raio transverso de cada pacote. Então a luminosidade pode ser descrita pela equação [10]:

$$\mathcal{L} = \frac{fn_p n_a N_p N_a G}{4\pi r^2} \quad (2.6)$$

sendo f a frequência de circulação dos pacotes no acelerador, $f = 1/\tau$, onde τ é o período de revolução, $\tau = \frac{2\pi R}{c}$. O fator G leva em conta o comprimento finito de um pacote e usualmente é $G \approx 1$. Em 27 de janeiro de 1971, dois feixes de prótons colidiram pela primeira vez no primeiro colisor de prótons circular da história, o ISR (*Intersecting Storage Rings*) no CERN. O ISR alcançou uma luminosidade de $2 \times 10^{31}cm^{-2}s^{-1}$, uma vez que a seção transversal próton-próton no ISR era de $5 \times 10^{-26}cm^2$, cerca de 10^6 interações por segundo foram produzidas em cada região de interação.

Um parâmetro muito utilizado pelo LHC para medir a intensidade das colisões é o número máximo de colisões inelásticas por cruzamento de feixes (μ). Este parâmetro é calculado utilizando-se a luminosidade preliminar com a seguinte equação:

$$\mu = L_{bunch} \times \sigma_{inel}/fr, \quad (2.7)$$

onde L_{bunch} é a luminosidade instantânea por grupo de partícula, σ_{inel} é a seção transversal inelástica dos feixes que, para uma energia de centro de massa de 13 TeV é igual a 80 millibarn, e \mathbf{fr} é a frequência de revolução de 11,245 kHz.

Uma outra unidade de medida muito utilizada nessa área, e relacionada à luminosidade, é o femtobarn inverso (fb^{-1}), onde um fb^{-1} equivale a $10^{39}cm^{-2}$, que é a unidade de medida da luminosidade integrada. Esta unidade é muito útil para descrever a quantidade de dados de física de altas energias acumulada por um experimento ao longo do tempo. Um femtobarn inverso corresponde a 100 trilhões de colisões próton-próton.

Em geral, a maioria dos eventos produzidos nas interações não são de interesse, os chamados eventos de *minimum bias*. Por esta razão, atingir uma alta luminosidade é um dos principais objetivos nesse tipo de experimento, muitas vezes tão importante quanto atingir um elevado nível de energia. O LHC foi desenvolvido para atingir uma luminosidade recorde da ordem de 10^{32} a 10^{34} ($cm^{-2}s^{-1}$). Através de melhorias técnicas realizadas no LHC a luminosidade total de 10^{34} foi atingida a partir de 2015, na segunda fase de operação do LHC, denominada *Run 2*. A Tabela 2.2 mostra alguns dos principais aceleradores construídos nas últimas décadas e suas respectivas características como: energia no centro de massa, tipo de feixes e luminosidade.

Tabela 2.2: Características dos Aceleradores mais Recentes.

Acelerador	Ano	Feixes	Energia(GeV)	$\mathcal{L}(cm^{-2}s^{-1})$
SPPS(CERN)	1981	$p\bar{p}$	630 – 900	6×10^{30}
Tevatron(FNAL)	1987	$p\bar{p}$	1800 – 2000	10^{31-32}
SLC(SLAC)	1989	e^+e^-	90	10^{31-32}
LEP(CERN)	1989	e^+e^-	90 – 200	10^{31-32}
HERA(DESY)	1992	ep	300	10^{31-32}
RHIC(BNL)	2000	pp, AA	200 – 500	10^{32}
LHC(CERN)	2010/12 <i>Run 1</i>	pp, pA, AA	7K – 8K	$\sim 0.76 \times 10^{34}$
LHC(CERN)	2015/18 <i>Run 2</i>	pp, pA, AA	14K	1×10^{34}

Ao longo do século XX, o estudo das partículas resultantes dessas colisões permitiu aos cientistas a descoberta de diversas partículas elementares. Em 1968, experiências realizadas no *Stanford Linear Accelerator Center* para pesquisar a natureza microscópica da matéria [2] revelaram que os prótons e nêutrons não eram partículas indivisíveis, e sim formadas por três partículas ainda menores chamadas quarks, nome fictício retirado de uma passagem do livro *Finnegans Wake* de James

Joyce [2], e dado pelo físico teórico Murray Gell-Mann que, anteriormente, já havia previsto teoricamente a existência desta partícula. Os estudos mostraram ainda que prótons e nêutrons são constituídos por dois tipos de quarks diferentes: *up* e *down*. O próton é formado por dois quarks *up* e um *down*, e o nêutron é formado por dois quarks *down* e um *up*. Tudo o que conhecemos no mundo e no universo parece ser formado pelas combinações de elétrons, quarks *up* e *down*. Até hoje, não há nenhuma indicação de que estas partículas sejam formadas por outras partículas ainda menores.

Os físicos continuam a provocar choques entre partículas usando novas tecnologias e cada vez mais energia, recriando condições nunca vistas antes. Dos resultados dessas colisões, uma série de novas partículas fundamentais foi descoberta, fazendo parte de uma teoria conhecida como Modelo Padrão.

2.4 O Modelo Padrão

Um problema importante na física é entender os constituintes fundamentais da matéria e as interações fundamentais que ocorrem entre eles. Saber se estas interações são, na realidade, diferentes manifestações de uma única interação subjacente, que ainda tem de ser descoberta, também é de interesse. Esta unificação das leis físicas, conhecida como Teoria de Tudo, é um dos grandes desafios da física - a questão da unificação foi abordada por Einstein no início do século passado, embora ele não tenha alcançado uma conclusão.

O Modelo Padrão da Física de partículas, desenvolvido na década de 1970, é uma teoria quântica de campos que descreve os constituintes fundamentais da matéria e as interações entre eles. O modelo padrão separa as partículas em dois tipos fundamentais: os bósons e os férmions. São 12 constituintes fundamentais fermiônicos, sendo eles 6 léptons com *spin* 1/2 e energia do estado fundamental negativa, e 6 quarks com *spin* 1/2 e carga do estado fundamental positiva. Se incluirmos suas respectivas anti-partículas o número de férmions sobe para 24.

Quatro interações fundamentais foram identificados na escala de energia comum dos laboratórios até então, são elas: fraca, eletromagnética, forte e gravitacional. As interações fracas e eletromagnéticas foram unificados na teoria eletrofraca do Modelo Padrão - *Quantum ElectroDynamics* (QED) - e, juntamente com a teoria da Cromodinâmica Quântica - *Quantum ChromoDynamics* (QCD) - que descreve as interações fortes, formam o Modelo Padrão das interações eletrofraca e forte (*Standard Model* em inglês). Tanto a teoria QED quanto a QCD são teorias de calibre, isto é, elas modelam as forças entre férmions acoplando aos bósons responsáveis pelas forças. Cada Lagrangiana representante de um conjunto de bósons é invariante sob uma transformação de calibre (*gauge*), assim, estes bósons mediadores são conhe-

cidos como bósons de calibre. É comum descrever as transformações de *gauge* dos bósons de calibre utilizando um grupo unitário chamado grupo de calibre; o grupo de calibre da interação forte é o $SU(3)$, o da interação eletrofraca é o $SU(2) \times U(1)$. Sendo assim, muitas vezes o Modelo Padrão é representado utilizando-se esses grupos unitários como $SU(3) \times SU(2) \times U(1)$. As partículas que compõem o Modelo Padrão podem ser vistas na Figura 2.7.

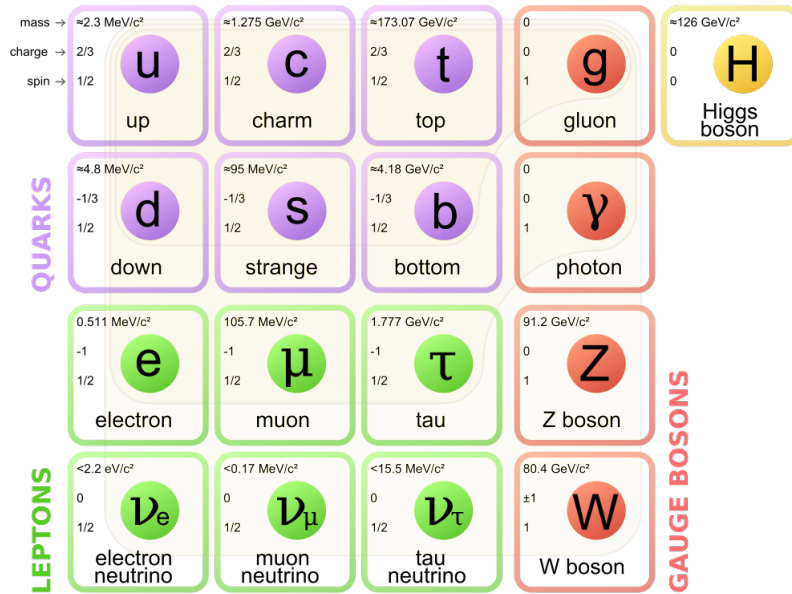


Figura 2.7: Partículas do Modelo Padrão. Fonte: [17]

2.4.1 Férmions

Os férmions são partículas com spin semi-inteiro e basicamente correspondem às partículas que descrevem a matéria. Os férmions podem ser divididos em duas famílias: os quarks e os léptons, com três gerações de partículas. Como pode ser visto na Figura 2.7, existem seis quarks, que também são divididos em três gerações: *up/down*, *charm/strange* e *top/bottom*. Os léptons são: elétron, múon e tau, além de seus respectivos neutrinos. Toda a matéria hadrônica no universo é composta pela primeira geração de férmions, já a segunda e terceira geração dos léptons são compostas por partículas raras e instáveis que decaem rapidamente em partículas da primeira geração.

2.4.2 Bósons

Os bósons possuem spin inteiro e são responsáveis por transmitir as interações na natureza. São eles: o fóton, mediador da interação eletromagnética; os bósons W^+ ,

W^- e Z , que mediam a interação fraca¹; os oito tipos de glúons, responsáveis pela força forte²; e o bóson de Higgs, mais conhecido por ser o constituinte do campo de Higgs, responsável pela existência da massa inercial das demais partículas. Os Grávitons, bósons que acredita-se mediar a interação gravitacional, não são explicados no modelo padrão.

2.4.3 O Bóson de Higgs

Além dos constituintes fermiônicos e dos bósons que mediam as interações fundamentais, o Modelo Padrão requer a existência de um campo de Higgs escalar, necessário para explicar o mecanismo de quebra espontânea da simetria eletrofraca, através da qual os férmions e os bósons intermediários W^+ , W^- e Z adquirem massa.

Criar um modelo físico satisfatório para explicar a quebra de simetria era um dos temas mais importantes da física teórica na década de 60. Um dos problemas que os modelos propostos enfrentavam era que a quebra de simetria previa a existência de uma nova partícula, um bóson conhecido como “bóson de Nambu-Goldstone” previsto por uma teoria proposta em 1960 pelo físico Yoichiro Nambu, em sua pesquisa na área de supercondutores [18], e depois consolidada pelo trabalho de Jeffrey Goldstone [19]. Por ser tratar de uma partícula nova e diferente de todas as partículas conhecidas na época, sua existência representava um obstáculo ao sucesso da teoria.

Em 1964, de forma independente e quase simultânea uma teoria de *gauge* capaz de explicar a geração de massa foi publicada por três grupos de pesquisadores: Peter Higgs; Robert Brout (falecido em 2011) e Françoise Englert; e por Gerald Guralnik, C. R. Hagen, e Tom Kibble. Peter Higgs, um físico e professor da Universidade de Edimburgo, escreveu dois artigos pequenos, menos de duas páginas cada, demonstrando uma solução para o problema. No primeiro artigo, Peter Higgs mostrou como solucionar o problema, e no segundo artigo ele deu um exemplo simples de uma teoria em que a quebra de simetria ocorre de maneira cabível. Posteriormente, em 1967, esse mecanismo proposto em 1964 foi incorporado ao Modelo Padrão de forma independente pelo físico americano Steven Weinberg e pelo físico paquistanês Abdus Salam, baseados em ideias do físico americano Sheldon Glashow. Steven Weinberg, Abdus Salam e Sheldon Glashow receberam o prêmio Nobel de física em 1979.

Segundo a teoria, nós estamos imersos em um campo onde as partículas massivas adquirem sua massa através da interação delas com esse campo, denominado campo de Higgs, e, quanto maior o acoplamento da partícula com o campo de Higgs, maior será a massa dessa partícula. A única maneira de se descobrir se esse campo real-

¹Força mais conhecida por ser responsável pela desintegração radioativa de alguns elementos, como o urânio.

²Força que mantém os quarks do tipo *up* e *down* unidos para formarem nêutrons e prótons.

mente existe, e que todas as partículas existentes estão imersas nele, é perturbando esse campo ao ponto de se criar uma “onda”. Essa onda criada ao se perturbar o campo de Higgs é representada pelo bóson de Higgs. Entretanto, balançar esse campo requer uma concentração de energia muito grande em um espaço muito pequeno, o que só pode ser obtido em colisões de partículas com energia muito grande, como as que ocorrem no LHC.

2.4.4 A Busca pelo Bóson de Higgs

Em 1976 John Ellis, o icônico físico britânico que trabalhou como físico teórico no CERN de 1978 até sua aposentadoria em 2011, juntamente com alguns colaboradores publicaram um importante trabalho cujo título em português “Um perfil fenomenológico do bóson de Higgs”. Foi o primeiro trabalho teórico sistemático dedicado totalmente ao estudo das propriedades do bóson de Higgs e maneiras de como detectá-lo em aceleradores de partículas. No fim desse trabalho, os autores dizem que não tinham ideia de qual era a massa do bóson de Higgs, muito menos qual seria a intensidade de seu acoplamento com outras partículas e que, por esse motivo, eles não queriam “encorajar grandes buscas experimentais pelo bóson de Higgs”. O tempo nos mostrou que a teoria do campo de Higgs e suas possibilidades despertaram tanto interesse na comunidade física, que eles não seguiram os conselhos e ignoraram as dificuldades apontadas no artigo; um esforço descomunal foi realizado para a construção de experimentos que possuíam como objetivo principal a busca pelo bóson.

Como dito no artigo de 1976, o modelo padrão não prevê a massa do bóson de Higgs, então como foi possível procurar de forma experimental essa partícula? Mesmo desconhecida, de acordo com o Modelo Padrão, a massa do bóson é o parâmetro suficiente para se determinar sua existência e propriedade. O procedimento de busca consistiu em elaborar uma hipótese sobre o valor da massa (e de outras propriedades) e verificar de forma experimental se ele existe ou não. A busca consistiu em elaborar diferentes hipóteses e repetir esse procedimento. Um exemplo deste procedimento foi realizado no acelerador LEP (um acelerador que colidia elétrons com pósitrons produzindo energia pura) [20]. Este acelerador deu os primeiros passos importantes na busca de informações sobre a massa do bóson de Higgs. Neste acelerador, o bóson de Higgs, se produzido, seria sempre acompanhado pela partícula Z, uma vez que conhecemos bem a massa desta partícula (91 GeV) e a energia de colisão no LEP (no final de sua operação, alcançou cerca de 210 GeV). Assim, a energia disponível para se criar o bóson de Higgs é igual à diferença entre a energia de colisão e a massa da partícula Z, ou seja, $210-91 = 119$ GeV. Como

o bóson de Higgs não foi observado neste experimento, determinou-se, após uma análise cautelosa, um limite inferior para sua massa, caso ele existisse, de 115 GeV.

Ao contrário do LEP, no LHC a tarefa de se detectar o bóson de Higgs foi mais desafiadora, isto porque, no LHC, as partículas que colidiram na busca do bóson foram prótons, que são formados por três quarks além de vários glúons enquanto que no LEP, as colisões envolviam elétrons e pósitrons, partículas que, até o momento acredita-se que sejam elementares. Portanto, foi mais complicado detectar o bóson nessas colisões, pois, durante as colisões, os prótons liberam quarks e glúons produzindo uma grande quantidade de partículas, a maioria sem interesse para o experimento. Particularmente, os cálculos indicam que o bóson de Higgs são produzidos pelas colisões entre glúons.

Produzir uma partícula que sequer conhecemos a massa era apenas parte do desafio para se confirmar ou não a existência do bóson de Higgs. Detectá-lo seria ainda mais difícil. O problema é que partículas como o bóson de Higgs, assim como o lépton tipo tau, desintegram-se, quase no mesmo instante em que são produzidas, em partículas conhecidas do Modelo Padrão, além do fato de haver diversas possibilidades de desintegração. Essas possibilidades de desintegração podem ser determinadas com precisão de maneira teórica usando-se o Modelo Padrão. Assim, é possível conhecer as diferentes formas com que um bóson de Higgs de uma determinada massa pode desintegrar-se, além da probabilidade de cada evento desses ocorrer. A Figura 2.8 mostra um gráfico com a probabilidade de uma determinada desintegração ocorrer para determinado valor de massa do bóson de Higgs. Por exemplo, para um bóson de Higgs de massa 125 GeV algumas probabilidades e tipos de desintegração são: par quark-antiquark tipo bottom (57%), par de bósons W (21%), par de glúons (9%), par lépton-antilépton do tipo tau (6%), par quark-antiquark tipo charm (3%), par de bósons Z (3%), par de fótons (0,2%) entre outras formas de decaimentos menos importantes.

Intuitivamente pode-se imaginar que seria fácil concentrar os esforços para se detectar o bóson de Higgs procurando pelo decaimento mais provável, ou seja, procurar pares de partículas quark-antiquark tipo bottom originárias do ponto de colisão e cuja soma de suas energias, devido a conservação de energia, seja correspondente à energia (massa) do bóson de Higgs. Infelizmente essa abordagem é difícil, isto porque os pares de quark-antiquark tipo bottom são produzidos em colisões de prótons em abundância por processos não relacionados ao bóson de Higgs. Assim, estes processos funcionam como um ruído sendo praticamente impossível distinguir eles para se detectar o bóson de Higgs.

Para se contornar tal problema, foi preciso se concentrar em outros tipos de

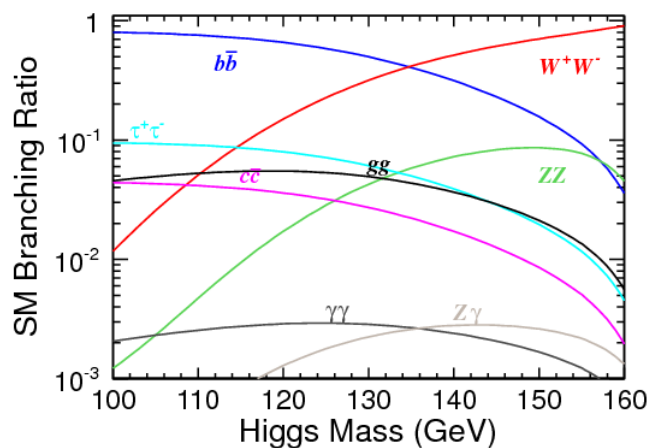


Figura 2.8: Probabilidade dos canais de decaimento do bóson de Higgs. Fonte: [21]

decaimentos do bóson de Higgs onde o ruído de fundo fosse menor, principalmente quando o bóson decai em um par de partículas Z ou em um par de fótons (foram esses os principais modos em que os sinais do bóson de Higgs foram detectados, pela primeira vez, no LHC) [13], que, como visto na Figura 2.8, são casos raros de desintegração. Essa foi uma das principais razões da dificuldade da busca pelo bóson de Higgs. Para se confirmar uma descoberta em física, o sinal deve alcançar um grau de confiança de 5σ , ou seja, a probabilidade de que o sinal seja falso é de apenas 0,000057%, ou uma chance em 1,75 milhões [17].

No início de 2012, a comunidade científica do CERN decidiu aumentar a energia dos feixes no LHC, que passaram a colidir com energia de 4 TeV cada, resultando em 8 TeV de energia total no ponto de colisão. Esse aumento de energia de 7 para 8 TeV representa uma elevação de 30% na taxa de produção do bóson de Higgs. O LHC operou de abril a junho daquele ano, antes de uma parada técnica, produzindo uma luminosidade total de 6,5 fb⁻¹.

Em 4 de Julho de 2012, em uma conferência realizada no CERN com transmissão simultânea para a mais importante conferência da área, a *Conference on High Energy Physics* (ICHEP em inglês), que ocorria em Melbourne na Austrália [22], e diante de quatro dos seis autores dos trabalhos de 1964 sobre quebra de simetria (Higgs, Guralnik, Englert e Hagen, pois Kibble não pode comparecer) foi anunciado que os experimentos haviam encontrado, com significância de 5σ , um canal de decaimento de fótons que correspondia ao bóson de Higgs; o bóson de Higgs confirmava de uma vez por todas que o campo de Higgs existe [23].

2.5 Calorimetria

O termo calorimetria foi criado para se referir ao estudo da troca de energia entre corpos que se dava na forma de calor e tem sua origem na termodinâmica. A essa transferência de energia térmica entre um corpo para o outro corpo dá-se o nome de calor. O estudo da troca de calor entre corpos teve seu início a partir do momento em que a ciência distinguiu, de forma clara, o conceito de calor e temperatura; antes disso, existiam teorias que tentavam explicar a temperatura dos corpos, uma delas era a Teoria Calórica, que acreditava que o calor era uma substância química que fluía através dos corpos. Essa distinção entre temperatura e calor ocorreu ainda no fim do século XVIII com Joseph Black e seus estudos pioneiros em calorimetria que introduziram o conceito de calor latente de vaporização, e o conceito geral de capacidade calorífica (ou calor específico). Entre muitos estudos posteriores a respeito do calor, o mais conhecido e celebrado foi o trabalho conjunto de dois dos mais eminentes cientistas da época, Antoine Laurent Lavoisier e Pierre Simon Laplace, apresentado na *Académie Royale des Sciences* em Junho de 1783, onde eles apresentaram suas primeiras medições de calor feitas no inverno anterior. Em 1784, eles publicaram a descrição do celebrado calorímetro de gelo desenvolvido por eles e de sua utilidade em uma variedade de estudos.

Nos experimentos de física de altas energias, a medição da energia das partículas e suas características são determinadas através da calorimetria. A absorção da energia da partícula é feita em um instrumento conhecido como calorímetro. Nos experimentos modernos, as partículas mais energéticas possuem quantidade de energia da ordem de TeV (1 TeV equivale a 10^{12} eV). Por isso, o termo “altas energias” é apropriado para descrever esses experimentos. Dada a dificuldade em medir essa quantidade de energia diretamente, métodos sofisticados de detecção são necessários para ler e determinar as propriedades dessas partículas. Os experimentos modernos exigem que estes calorímetros sejam cada vez mais precisos e segmentados, possuindo uma grande quantidade de canais de leitura, que devem operar simultaneamente a uma alta taxa de eventos.

2.5.1 Calorímetros

Calorímetros são detectores usados, principalmente, para determinar a energia da partícula incidente, embora também se extraia a posição espacial e a direção de movimento, se o calorímetro for suficientemente bem segmentado. Em um calorímetro, a energia total da partícula é absorvida por um bloco de matéria e medida através de ionização ou excitação.

Em calorímetros eletromagnéticos, a energia é transportada em uma cascata de

elétrons, pósitrons e fótons. Por outro lado, em um calorímetro hadrônico, a energia se desenvolve através de uma cascata de pión-nucleon (prótons, nêutrons e também uma componente eletromagnética). Na cascata eletromagnética, toda a energia de entrada é convertida em energia visível para o detector, que é, em grande parte, depositada por elétrons e pósitrons. Numa cascata hadrônica, apenas uma parte da energia que entra no calorímetro é observada como excitação ou ionização devido ao fato de a energia de ligação de um núcleo não ser insignificante, no que diz respeito às energias das partículas, e que algumas das partículas produzidas, como, múons, nêutrons e neutrinos escapam o volume fiducial de um calorímetro. Essa quantidade de energia invisível varia e é a causa de grandes flutuações nas medições da energia nos calorímetros Hadrônicos [24].

2.5.2 Calorímetros Homogêneo e de Amostragem

Calorímetros podem ser classificados de acordo com a sua técnica de construção em dois tipos principais de calorímetros: homogêneo e de amostragem. Calorímetros homogêneos são constituídos por um material que combina propriedades de um absorvedor e um detector de partículas, isto significa que, praticamente, todo o volume do calorímetro é sensível à energia depositada. As funções de absorver as partículas e detectar os sinais produzidos neste processo são exercidas pelo mesmo material, que precisa ser de alta densidade para realizar a função de absorção de forma eficiente. Nesses calorímetros, o bloco de absorção e o material ativo que detecta o chuveiro de partículas são idênticos, e portanto, com relação a resolução de energia, esses calorímetros fornecem a melhor performance.

Calorímetros homogêneos também possuem, geralmente, melhor desempenho do que os de amostragem, porém são mais caros de se produzir. Por esta razão, calorímetros são projetados, em geral, para atuarem com o método de amostragem. Nos calorímetros de amostragem existem um material denso de absorção (chumbo em calorímetros eletromagnéticos e ferro em calorímetros hadrônicos) e a ionização ou excitação, que de fato amostra a energia das partículas, ocorre somente em fatias do calorímetro compostas de um material ativo intercalado em meio ao material de absorção.

2.5.3 Calorímetros Eletromagnéticos e Hadrônicos

Com o aumento da energia envolvida nas colisões de partículas em grandes aceleradores, detectores maiores e mais complexos têm se tornado essenciais nesses experimentos. A principal finalidade de um calorímetro eletromagnético é medir a energia de elétrons e fótons e identificá-los em meio a uma grande quantidade

de hádrons. Além disso, enquanto a direção do elétron é dada pelos detectores de traços (*trackers*), a posição e direção dos fótons - pelo menos para aqueles sem uma identificação de conversão conhecida - são dadas pelo calorímetro. Elétrons e fótons são a chave para identificar alguns dos processos físicos de maior interesse.

Devemos ter em mente que calorímetros eletromagnéticos são essenciais na detecção de chuviros hadrônicos, sendo o primeiro calorímetro que as partículas atingem. Em um calorímetro eletromagnético, fótons e elétrons com alta energia produzem uma cascata eletromagnética através de sucessivos processos em que perdem energia e produzem mais pósitrons, elétrons e fótons (Figura 2.9). O efeito *bremstrahlung* é, de longe, o principal responsável pela perda de energia em elétrons altamente energéticos. Já o comportamento dos fótons com a matéria é muito diferente das demais partículas carregadas, pois os fótons não estão sujeitos às numerosas colisões inelásticas como as demais partículas pois não possuem carga. Desta maneira, as principais interações dos fótons são através do efeito fotoelétrico, do efeito Compton e da produção de pares elétron-pósitron (e^-e^+).

- No efeito fotoelétrico, um fóton é absorvido por um elétron com a consequente emissão de um elétron ($\gamma e^- \rightarrow e^-$).
- O efeito Compton basicamente consiste de uma colisão elástica entre um fóton e um elétron ($\gamma e^- \rightarrow \gamma e^-$).
- No processo de produção de pares elétron-pósitron (e^-e^+), um fóton altamente energético se converte em um pósitron e um elétron ao interagir com um núcleo atômico ou elétron ($\gamma + Z \rightarrow Z + e^- + e^+$), onde Z é um núcleo atômico ou elétron. Fótons com energia da ordem de $5 - 10 MeV$ criam pares e^-e^+ .

Chuviros eletromagnéticos se diferenciam de outros chuviros devido à grande multiplicação de partículas que ocorre em seu desenvolvimento (Figura 2.9); elétrons com energia da ordem de GeV podem irradiar milhares de fótons ao longo do detector. Os elétrons e pósitrons produzidos nesse processo podem perder energia através da irradiação de mais fótons, estes, por sua vez, podem produzir mais pares elétron-pósitron dando origem a um chuviro de partículas que pode conter milhares de elétrons, pósitron e fótons. Devido a esse processo de formação do chuviro de partículas, à medida que o chuviro se desenvolve, a energia do mesmo decai, até o ponto em que o chuviro perca seu poder de penetração no calorímetro. Quanto maior a energia inicial do chuviro de partícula mais longa será a penetração do chuviro de partículas. A Figura 2.9 ilustra o desenvolvimento de uma cascata eletromagnética.

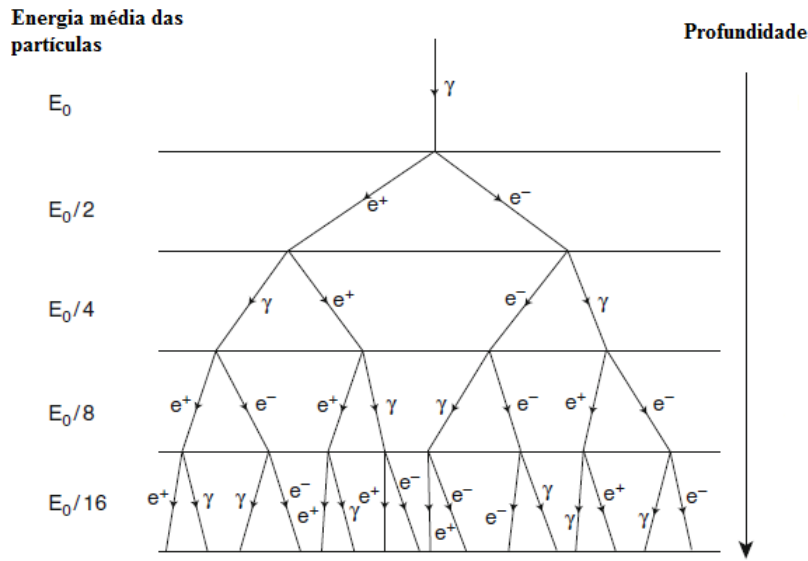


Figura 2.9: Chuveiro EM. Fonte: [4]

Os hádrons depositam energia na matéria através de uma série de colisões devido à interação forte e, portanto, através da ionização e excitação dos hádrons carregados (as primeiras interações fortes produzem muitos mésons π que sucessivamente interagem através da interação forte). A cascata hadrônica é mais larga e mais longa que a eletromagnética (ver Figura 2.10), portanto um calorímetro hadrônico deve possuir dimensões maiores do que os eletromagnéticos. Contudo, existem grandes flutuações na cascata hadrônica devido a vários efeitos. O méson π^0 imediatamente decai em dois fótons (2γ), produzindo uma cascata eletromagnética onde a energia é depositada em um espaço estreito. Os mésons π^\pm decaem em um múon e no seu respectivo neutrino, o neutrino interage muito pouco com a matéria e passa através do calorímetro hadrônico sem interagir com ele (ver Figura 2.11). Essas características do chuveiro hadrônico causam uma perda de energia de cerca de 30%, além da perda de momento. Os múons, partículas parecidas com o elétron, porém 200 vezes mais pesadas, possuem um alto poder de penetração e passam tanto pelo calorímetro hadrônico quanto pelo eletromagnético produzindo um sinal mínimo de ionização, interagindo muito pouco com o meio. Muitos experimentos possuem instalados nas camadas mais externas do experimento detectores conhecidos como câmaras de múons, específicos para medir com mais precisão estas partículas.

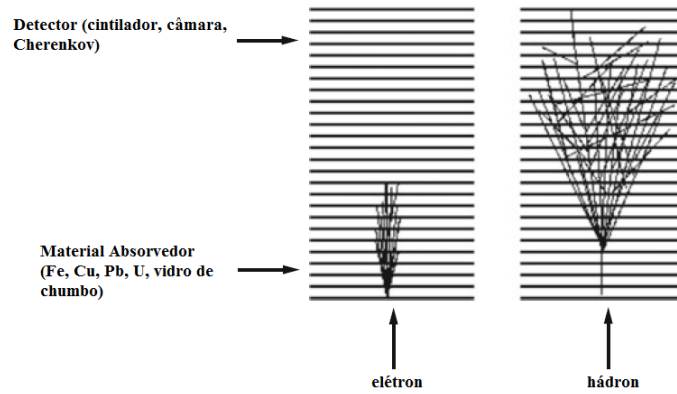


Figura 2.10: Comparação do desenvolvimento da cascata EM e hadrônica. Fonte: [4]

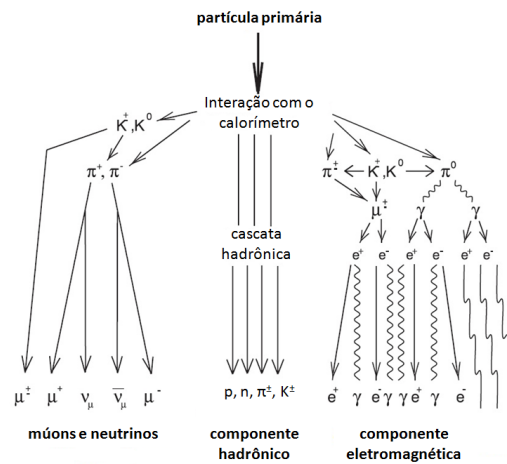


Figura 2.11: Chuveiro hadrônico. Fonte: [25]

2.6 Características e Propriedades dos Calorímetros

Cada calorímetro é sensível a um tipo de radiação e possui características específicas. Cada um é projetado para atender os objetivos e requerimentos do experimento em questão. Os principais parâmetros que definem um calorímetro serão explicados a seguir [24].

2.6.1 Eficiência do Calorímetro

A eficiência do calorímetro (ϵ) é a probabilidade com que esse registra a radiação nele incidente, isto é, o quanto da radiação incidente será transformada em um pulso

elétrico. Essa medida é dada pela razão entre o número de eventos gravados N_{rec} e o número de partículas N que atravessaram o detector, $\epsilon = N_{rec}/N$ ($0 \leq \epsilon \leq 1$) [4]. Seu valor é geralmente obtido através de métodos de simulação, como Monte Carlo, mas também pode ser medido usando-se um feixe de partículas conhecido.

2.6.2 Tempo de Resposta

Esta característica está relacionada ao tempo intrínseco que o calorímetro precisa para formar um sinal elétrico após a chegada da radiação, excluindo os atrasos incorporados por componentes eletrônicos e cabos. Para se obter uma boa resposta, o tempo de subida do pulso deve ser o mais breve possível. O tempo de resposta é usualmente uma distribuição gaussiana e a metade da largura à meia altura dessa distribuição pode ser considerada como a resolução do tempo. As resoluções de tempo estão abaixo de 1 ns para cintiladores e calorímetros que medem radiação de Cherenkov; para alguns detectores a resposta ao tempo não é definida. A duração da formação do sinal é importante, pois durante esse tempo um segundo evento pode não ser registrado. O *dead time* é o tempo entre a passagem de uma partícula e o momento em que o detector está pronto para gravar um novo evento. O comprimento do sinal, a eletrônica usada na leitura e o tempo de recuperação do detector influenciam no período de *dead time*.

2.6.3 Resolução Espacial

É uma figura de mérito importante que mede a acuidade da reconstrução da posição da partícula pelo calorímetro. Este parâmetro varia de cerca de $1\mu\text{m}$ para detectores de emulsão nuclear, $5\text{-}10\mu\text{m}$ para detectores de silício e até alguns centímetros para contadores de Cherenkov.

2.6.4 Resolução de Energia

Resolução de energia é considerada uma das principais características de performance de um calorímetro. A resolução de energia está relacionada com a capacidade do detector de distinguir duas energias próximas, assim, esse parâmetro determina a precisão com que a energia desconhecida de uma partícula pode ser medida. Isto é determinado experimentalmente através das flutuações na medida de energia feita pelo calorímetro. Nos experimentos, a resolução de energia pode ser o principal fator que limita a precisão com que a massa da partícula pode ser determinada. Diversos fatores podem limitar a resolução de energia do calorímetro, dentre os quais o ruído eletrônico do sistema de leitura.

Uma parametrização geral da resolução de um calorímetro é dado pela equação (2.8), onde o primeiro termo a é o termo estocástico, o termo b é o termo de ruído eletrônico, e o último termo c é denominado termo constante.

$$\frac{\sigma(E)}{E} = \frac{a}{\sqrt{E}} \oplus \frac{b}{E} \oplus c, \quad (2.8)$$

onde \oplus representa a soma em quadratura dos termos.

O termo estocástico (a) representa as variações relacionadas com o desenvolvimento físico do chuveiro de partículas no calorímetro. Calorímetros homogêneos têm um pequeno termo estocástico porque todo o chuveiro é absorvido no material ativo, tipicamente eles atingem valores ao nível de poucos por cento. Calorímetros de amostragem têm um termo estocástico muito maior, porque a energia depositada no material ativo pode flutuar em cada evento [24]. O termo de ruído (b) depende do ruído eletrônico do conjunto de leitura do calorímetro, da radioatividade e do ruído de empilhamento conforme o aumento da luminosidade. Calorímetros baseados em cintilação podem ter termos de ruído muito baixo, se eles usarem dispositivos foto-sensíveis, como fotomultiplicadores, para ler e amplificar o sinal.

Para energias menores, o termo de ruído, principalmente eletrônico, torna-se cada vez mais dominante e se torna um problema para este tipo de experimento. O termo constante (c) resume todas as contribuições que não dependem da energia da partícula. Ele inclui não-uniformidades do material do calorímetro, imperfeições das estruturas mecânicas, gradientes de temperatura, danos de radiação, entre outros fatores sistemáticos. Detectores modernos impõem especificações muito rigorosas em seus componentes para manter este termo baixo. Esse termo é dominante em altas energias e seu valor habitual é de cerca de 1%.

Capítulo 3

O Experimento LHC

A seguir, será apresentado o CERN e seu acelerador mais importante na atualidade, o LHC. O maior experimento do LHC, o ATLAS e os seus subdetectores serão explicados em detalhes. Uma particular ênfase será dada ao TileCal, para o qual esta tese é desenvolvida.

3.1 CERN

A Organização Européia para Pesquisa Nuclear (antigo Conselho Europeu para Pesquisa Nuclear, em francês, *Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire* - CERN) foi fundada em 1954, localizada na fronteira Franco-Suíça, próximo da cidade de Genebra, na Suíça. Foi idealizada por um grupo de cientistas pioneiros europeus que, após a Segunda Guerra Mundial, propuseram a criação de um laboratório Europeu de física de partículas que pudesse impulsionar a ciência na Europa. Os cientistas franceses Lew Kowarski, Raoul Dautry e Pierre Auger, Edoardo Amaldi da Itália e Niels Bohr da Dinamarca estavam entre esses pioneiros. O físico francês Louis de Broglie apresentou a primeira proposta oficial para a criação de um laboratório europeu de física na abertura da Conferência Européia Cultural em Laussane, em 9 de dezembro de 1949. Tal laboratório tinha não somente a intenção de reunir cientistas europeus, mas também permitir que os países compartilhassem os custos elevados das instalações nucleares necessárias para o avanço da física.

O CERN é o maior centro de pesquisa de física de partículas do mundo. Ficou conhecido mundialmente por suas inúmeras experiências com detectores de partículas, a descoberta dos bósons W e Z e os diversos prêmios Nobel ganhos por seus pesquisadores.

Em 1994, o CERN Council aprovou a construção do *Large Hadron Collider* (LHC) [26], um novo acelerador de partículas que seria construído no complexo de aceleradores localizados no CERN, com propriedades radicalmente melhoradas em relação

aos aceleradores já construídos em todo o mundo. Entre essas propriedades, está a alta taxa de eventos, para aumentar a probabilidade de se estudar os eventos de interesse. Entre 1996 e 1998, quatro experimentos - ALICE [27], ATLAS [28], CMS [29] e LHCb [30] - receberam permissão oficial para serem construídos em quatro pontos ao longo da circunferência do LHC. Anos depois, dois experimentos menores também foram incorporados ao complexo do LHC, o experimento TOTEM [31], próximo ao CMS, e o LHCf [32], próximo ao ATLAS.

O complexo de aceleradores de partículas do CERN (Figura 3.1) é constituído por uma série de aceleradores menores, que são responsáveis por elevar a energia do feixe de partículas na fase inicial da aceleração. Cada acelerador injeta o feixe de partículas no próximo acelerador, e este, por sua vez, fica responsável por elevar a energia do feixe ao máximo possível e, assim, sucessivamente. O LHC é o último estágio dessa cadeia de aceleradores e é o responsável final por elevar a energia de cada um dos feixes de partículas a uma energia recorde de 7 TeV. O LHC foi projetado para que seus experimentos possam estudar a fronteira da física de partículas, com níveis de energia nunca antes disponíveis experimentalmente. Para atingir esses objetivos, o projeto do acelerador necessitou de um enorme esforço, de uma rede internacional de colaboradores, e diversos avanços tecnológico, produzindo diversas inovações em áreas correlatas à física. O resultado mais celebrado do LHC, até aqui, pela comunidade científica foi a comprovação da existência do bóson de Higgs. Em outubro de 2013, o Prêmio Nobel de Física foi concedido ao belga François Englert e ao britânico Peter Higgs por seus trabalhos teóricos sobre como as partículas adquirem massa, propostos separadamente em 1964 e comprovados pelo LHC.

3.2 LHC - *Large Hadron Collider*

O LHC é, até o presente, o maior acelerador de partículas do mundo. Ele está localizado a cerca 100 metros de profundidade em um túnel com 26,7 km de circunferência. O túnel que abriga o LHC - a maior obra de engenharia civil realizada na Europa antes do túnel do Canal da Mancha - foi escavado na década de 1980 para abrigar o maior acelerador de elétron-pósitron já construído até então, o *Large Electron-Positron* (LEP) [20]. Os responsáveis por detectar as partículas no LEP foram os experimentos ALEPH [33], DELPHI [34], L3 [35] e OPAL [36]. Durante 11 anos, o LEP forneceu dados para diversos experimentos, principalmente, o estudo da interação eletrofraca; medidas realizadas com o LEP também provaram que existem apenas três gerações de partículas da matéria. Em 2 de novembro de 2000, o LEP foi oficialmente aposentado para dar lugar ao LHC.

Em novembro de 2009, após 14 meses de reparos devido a uma explosão ocorrida em setembro de 2008, o LHC voltou a circular feixes de partículas. E com apenas

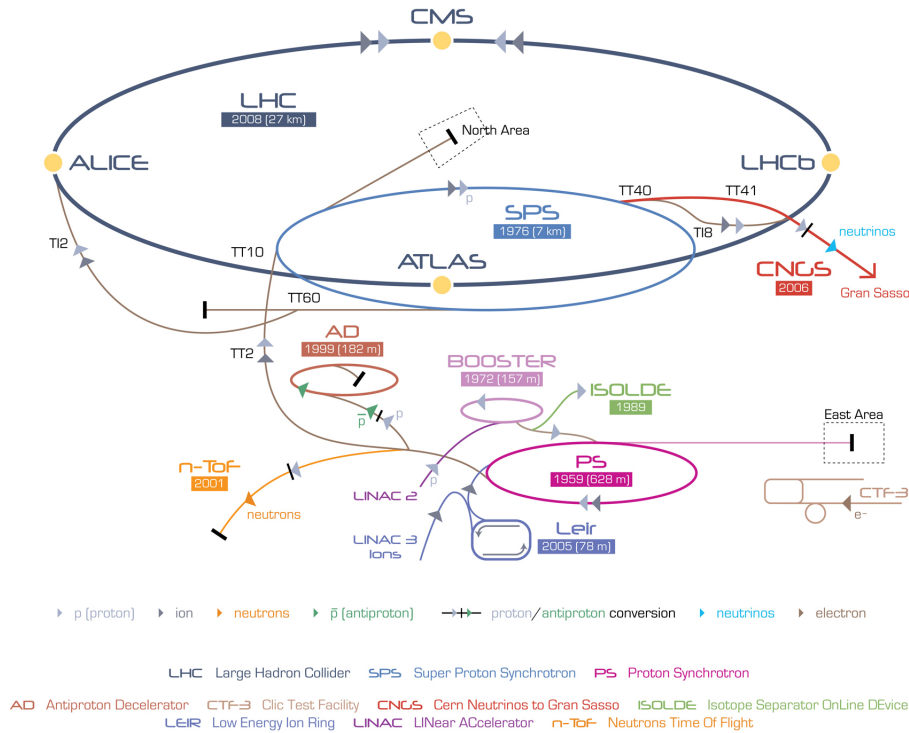


Figura 3.1: Complexo de Aceleradores do CERN. Fonte: [13]

algumas semanas de funcionamento, se tornou o maior acelerador de partículas do mundo realizando colisões entre prótons com energia total de 2,2 TeV no centro de massa, e, no dia 30 de março de 2010, uma colisão próton-próton com energia de 7 TeV no centro de massa.

3.2.1 Características Gerais do LHC

Cada feixe de partículas, na intensidade completa, consiste de alguns milhares de pacotes (*bunches*) se movendo no túnel circular. No caso do feixe de prótons no LHC, cada pacote contém cerca de $1,15 \times 10^{11}$ dessas partículas, sendo que cada feixe de prótons possui poucos centímetros de comprimento com uma seção transversa de dimensões da ordem de 1 milímetro, entretanto, no ponto de colisão, passa a ter 16 microns. O LHC foi projetado para que partículas possam se mover com velocidade ultra-relativística, alcançando 0,999999991 da velocidade da luz (quando atingir uma energia de 7 TeV). O total de energia nominal de um feixe circulando no LHC a 7 TeV chega a 362 MJ ($2808 \text{ pacotes} \times 1,15 \times 10^{11} \text{ prótons} @ 7 \text{ TeV} = 2808 \times 1,15 \times 10^{11} \times 1,602 \times 10^{-19} \text{ Joules} = 362 \text{ MJ por feixe}$), equivalente a 77,4 Kg de TNT. A distância entre um feixe e outro é de 7,5 metros. Uma vez que a luz leva cerca de 25 ns para percorrer essa distância e os prótons estão praticamente se movendo na velocidade da luz, o valor nominal para que cada feixe passe pelos

pontos de colisões é de cerca de 25 ns ou 40 milhões de vezes por segundo. Este valor nominal é conhecido como *bunch spacing* do LHC. Em uma colisão do LHC dois parâmetros principais são sua luminosidade e a energia no centro de massa do feixe de colisão. O LHC foi construído para ser capaz de alcançar uma luminosidade nominal de $10^{34} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ e uma energia no centro de massa de 14 TeV (7 TeV em cada feixe).

Durante o período compreendido entre 2009 e 2013, conhecido como Run 1, o LHC operou com sucesso colisões com centro de massa (\sqrt{s}) de até 8 TeV, para uma ampla gama de processos físicos. Esse valor só foi possível com emitâncias¹ muito menores do que a nominal e *bunch currents*² de mais de 30% superior ao nominal [37]. O número máximo de prótons por pacotes utilizados, nos anos de 2011 e 2012, foi de 1 380 prótons/pacote. A luminosidade, assim como a estrutura do feixe (25 ns ou 50 ns *bunch spacing*) e o número de *bunches*, são determinados, em grande medida, pelo conjunto de aceleradores injetores do LHC (LINAC, Booster, PS e SPS). Um programa ambicioso de melhorias técnicas foi realizado durante a parada técnica entre 2013 e 2015 para melhorar o desempenho do LHC. Estas mudanças permitiram que o acelerador, durante o período conhecido como Run 2, que se iniciou em meados de 2015 e durou até o fim de 2018, alcançasse parâmetros próximos aos valores nominais para qual o LHC foi projetado inicialmente, chegando a produzir colisões de partículas com energia no centro de massa próximo a 13 TeV.

Os quatro experimentos mais importantes do LHC (ATLAS, CMS, ALICE e LHCb), ver Figura 3.2, possuem sistemas síncronos de aquisição para operar com eventos na taxa de 40 MHz:

- O experimento ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*), o maior dos quatro, foi construído numa colaboração entre 150 institutos de pesquisa de 37 países, dentre os quais a Universidade Federal do Rio de Janeiro participa através da COPPE/Poli e do Laboratório de Processamento de Sinais, assim como o Instituto de Física. Seus propósitos e constituição serão explicados em detalhe na seção 3.3.
- O experimento CMS (*Compact Muon Solenoid*) é um experimento de propósito geral para estudos do bóson de Higgs, de partículas supersimétricas e de física de íons pesados.

¹Grandeza relacionada com a dispersão óptica das partículas que formam o feixe. Chama-se de emitância do feixe a região que as partículas ocupam no espaço de fase.

²Parâmetro importante para o estudo do padrão de injeção e o limiar de instabilidade do *bunch*, também utilizado para se medir corretamente a luminosidade no experimento.

- O ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*) é o único experimento do LHC inteiramente dedicado à física de colisões nucleares. Seu objetivo é estabelecer e estudar a formação do plasma de quarks e glúons [27].
- O LHCb (*Large Hadron Collider beauty experiment for precision measurements of CP-violation and rare decays*) é um experimento cuja principal finalidade é o estudo da violação de CP (Carga-Paridade) no setor do quark b, além de estudar decaimentos raros dos mésons B [30].

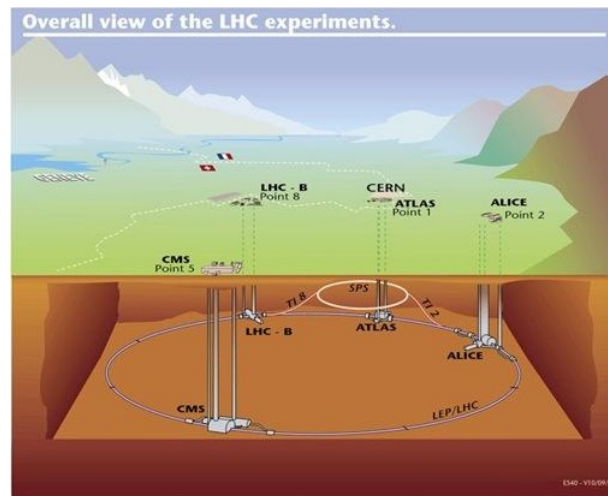


Figura 3.2: LHC e seus detectores. Fonte: [13]

3.3 O Experimento ATLAS

O ATLAS possui 44 m de comprimento, 25 m de altura e pesa aproximadamente 7000 toneladas, peso equivalente ao da Torre Eiffel, sendo assim a maior máquina já construída pelo Homem (Figura 3.3). O ATLAS possui, como objetivo, estudar o maior número possível de fenômenos físicos passíveis de serem gerados nas colisões do LHC. Os principais estudos são sobre a origem da massa (bóson de Higgs), dimensões extras do Universo, buracos negros microscópicos e as provas para os candidatos a matéria escura no Universo.

O ATLAS é composto por diversos sub-sistemas, cada um com características e funcionalidades diferentes:

- *Solenoid e Toroid Magnets*: sistema magnético desenvolvido para contribuir na medição do momento das partículas [38].

- *Inner Detector*: sub-detector composto por outros três sub-detectores (*Pixel Detector*, *Semiconductor Tracker* (SCT) e *Transition Radiation Tracker* (TRT)), responsáveis por medir o momento das partículas carregadas [38].
- *Muon Spectrometer*: sub-detector desenvolvido para identificar, filtrar e medir o momento dos múons [38].
- Calorímetros Eletromagnético e Hadrônico: subdetectores desenvolvidos para medir a energia das partículas que interagem de forma eletromagnética e hadrônica, respectivamente [38].

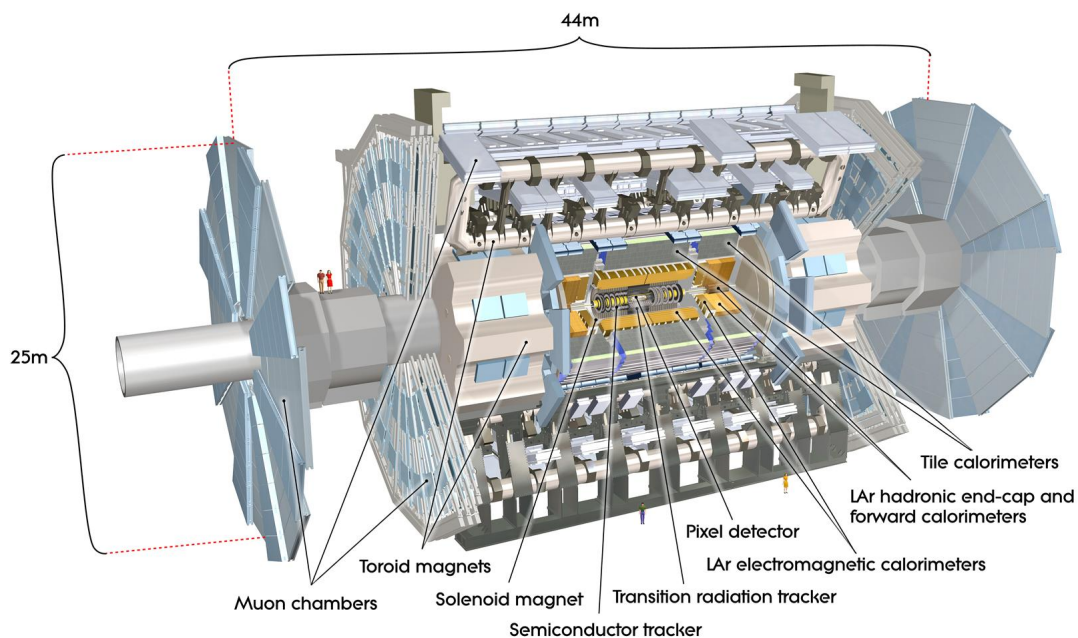


Figura 3.3: ATLAS e seus principais detectores e dimensões. Fonte: [28].

3.3.1 Sistema de Trigger e Aquisição de Dados

Devido a grande quantidade de colisões produzidas no LHC, que, por sua vez, produz raros eventos de interesse, é necessário construir um sofisticado sistema de filtragem *online* (*trigger*) com o objetivo de selecionar somente os eventos de interesse para o experimento que serão armazenados para posterior análise. Os níveis de filtragem online (*trigger*) permitem uma operação coerente entre diferentes sub detectores, que operam em conjunto com o sistema de *Data Acquisition* (DAQ) e o *Detector Control System* (DCS). O sistema de *trigger* tem a responsabilidade de

escolher quais eventos físicos serão considerados de interesse para o programa de pesquisa do ATLAS. Todos os eventos não selecionados são descartados para sempre, permitindo assim reduzir a taxa inicial de aquisição de cerca de 1GHz para, aproximadamente, 1 kHz [39].

Para um evento ser considerado de interesse, é preciso ser definido pelo programa de física do ATLAS e identificado pelo seu sistema de *trigger*. A assinatura de interesse dos eventos, no sistema de *trigger*, é alcançada usando o estado final de vários objetos de física: léptons carregados com baixo ou alto p_T , jatos com alto p_T (originados por quarks e glúons), bósons eletrofracos de Gauge (W, Z, γ) e, por último, a energia transversa faltante. A informação necessária para construir esses objetos de interesses é oriunda dos vários sub detectores do ATLAS. Durante o Run 1, o sistema de *trigger* era composto por três níveis de seleção de eventos online: nível 1 (LVL1), nível 2 (LVL2) e nível 3, chamado *Event Filter* (EF). Cada nível refina a decisão tomada pelo nível anterior e, onde necessário, aplica novos critérios de seleção. Para o Run 2, uma série de aperfeiçoamentos foram implementados no sistema de *trigger* do ATLAS. O sistema de *trigger* do Run-2 do ATLAS passou a possuir apenas dois estágios principais: o primeiro nível (*Level-1* L1) baseado em hardware, e segundo nível baseado em *software*(HLT), como pode ser visto na Figura 3.4.

Tabela 3.1: Condições de Funcionamento do LHC durante o Run-1 e Run-2. Fonte:[39]

Período: Ano	<i>Bunch Spacing</i>	\sqrt{s}	Pico de Luminosidade	Pico de colisões por <i>bunch</i>
Run-1: 2012	50ns	8TeV	$8 \times 10^{33} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$	$40 @ (8 \times 10^{33} \text{ cm}^2 \text{ s}^{-1})$
Run-2: 2015-2018	25ns	13TeV	$2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$	$25 - 50 @ (1 \times 10^{34} \text{ cm}^2 \text{ s}^{-1})$

3.3.1.1 Sistema de Filtragem de eventos do Atlas no Run 2

Durante o Run 2, as condições de funcionamento do LHC, resumidas na Tabela 3.1, foram desafiadoras para o sistema de seleção de eventos, as taxas de *trigger* vistas durante o Run 1 aumentaram aproximadamente cinco vezes no total. Além do aumento da luminosidade de pico durante o Run 2 houve também um aumento significativo do número de interações por *bunch crossing*, de aproximadamente 21 durante o Run 1 para aproximadamente 55 no Run 2, elevando assim o ruído de empilhamento *pile-up in-time*³. A redução do *bunch spacing* de 50 ns para 25 ns,

³Interações que ocorrem no mesmo *bunch-crossing* com a colisão de interesse.

embora tenha ajudado a controlar o aumento do ruído de empilhamento *in-time*, aumentou o ruído de empilhamento do tipo *out-of-time* ⁴ e as taxas de *trigger* de falsos feixes induzido, particularmente no sistema de múon.

O sistema de *trigger* com dois estágios, desenvolvidos para o Run 2, reduziu a taxa de eventos de 40 MHz para 100 kHz no nível-1 L1 e para uma taxa de aquisição de dados 1kHz no nível do HLT [39]. No nível 1, um sistema eletrônico procura por regiões de interesses (RoI, em inglês) usando informações brutas do calorímetro e do detector de múons, com uma latência de $2,5 \mu s$. O sistema L1 no Run-2 é composto pelos sistemas de seleção de eventos do calorímetro (L1Calo), do sistema trigger de múon (L1Muon), do novo L1 *Topological Trigger* (L1Topo) e dos Processadores Centrais Trigger (CTP, em inglês). Já no HLT, o sistema de filtragem é realizado por algoritmos de alto desempenho que acessam dados de uma região de interesse, ou por algoritmos *offline*, usando a totalidade da informação da tomada de dados, atuando com um tempo de processamento de 0,2 segundos em média. Um localizador de traços baseado em *hardware* (*hardware track finder* - FTK) também foi integrado ao HLT.

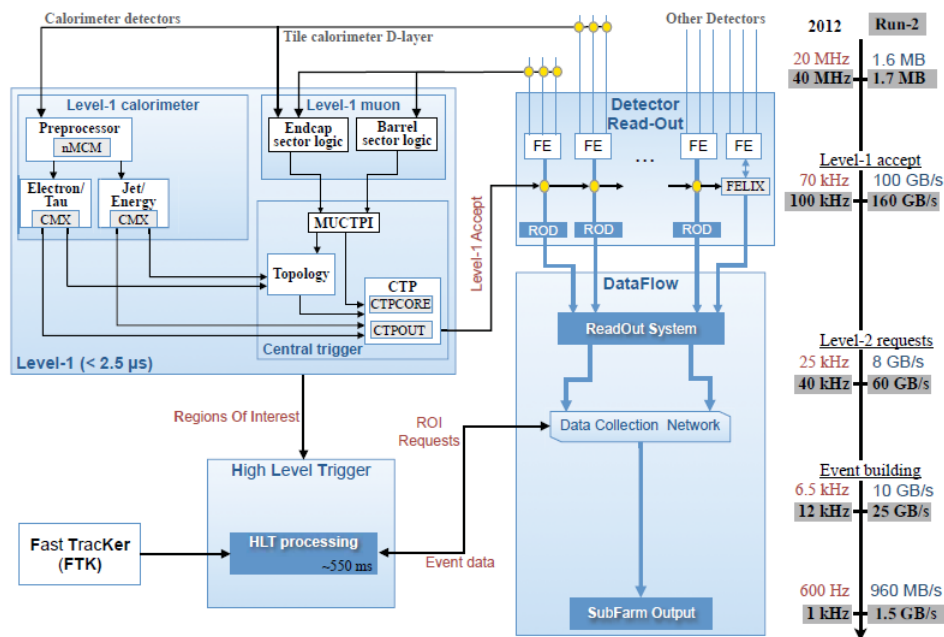


Figura 3.4: Arquitetura do sistema de Trigger do ATLAS. Fonte:[39].

⁴Interações que ocorrem em *bunch-crossings* antes e após a colisão de interesse.

3.3.2 Calorímetro de Argônio Líquido

O calorímetro de Argônio Líquido (LAr) do ATLAS possui como papel principal medir a energia, a posição e o tempo de formação de elétrons, fótons e hádrons carregados, que se formam no chuveiro eletromagnético. As medições do LAr possui papel crucial para a separação das partículas, que produzem chuveiros eletromagnéticos, daquelas que produzem jatos de partículas hadrônicas. O LAr se encontra em três criostatos, um barril central e dois *end-caps*. O barril central abriga o calorímetro eletromagnético (EM), que cobre a região $0 < |\eta| < 1,4$, onde η representa a pseudo-rapidez que é uma coordenada espacial comumente usada em experimentos de física de partículas para descrever o ângulo de uma partícula em relação ao eixo do feixe. Cada *end-cap* possui três detectores: o *end-cap* eletromagnético (EMEC), o *end-cap* hadrônico (HEC) e o calorímetro *forward* (FCAL). O calorímetro EM é um calorímetro de amostragem que utiliza Argônio líquido como material sensível e chumbo como material absorvedor, sua estrutura interna possui a forma de um acordeão. Essa geometria fornece ao calorímetro uma completa simetria em ϕ (ver Apêndice D), eliminando assim zonas mortas. O calorímetro EM é dividido em um barril ($|\eta| < 1,475$) e dois *end-caps* ($1,375 < |\eta| < 3,2$), como pode ser visto na Figura 3.5.

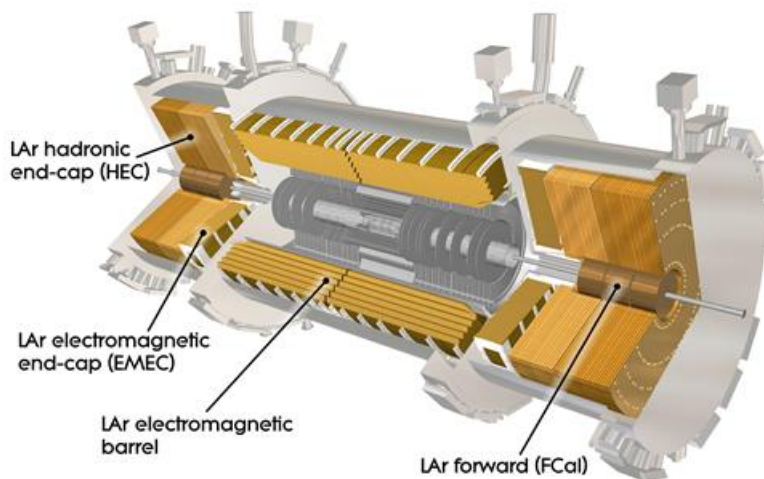


Figura 3.5: Calorímetro Eletromagnético do ATLAS. Fonte: [28].

3.4 Calorímetro Hadrônico de Telhas - TileCal

O TileCal, principal calorímetro hadrônico do ATLAS, é um calorímetro de amostragem que utiliza aço como material absorvedor e telhas cintiladoras, que são lidas por fibras ópticas conhecidas como *wavelength shifting fibers* (WLS) como meio ativo. Ele também é dividido em três partes: um barril central (dividido em duas partições LBA e LBC) de 5,64 metros de comprimento, que cobre a região de $|\eta| < 1.0$, e dois barris estendido (EBA e EBC) de 2,91 metros de comprimento, com raio interno de 2,28 metros e raio externo de 4,23 metros, que cobre a região de $0.8 < |\eta| < 1.7$. A existência desse vão entre o barril central e os barris externos se faz necessário para que cabos e equipamentos dos detectores internos do ATLAS possam ser montados. Os barris do TileCal são mostrados na Figura 3.6.

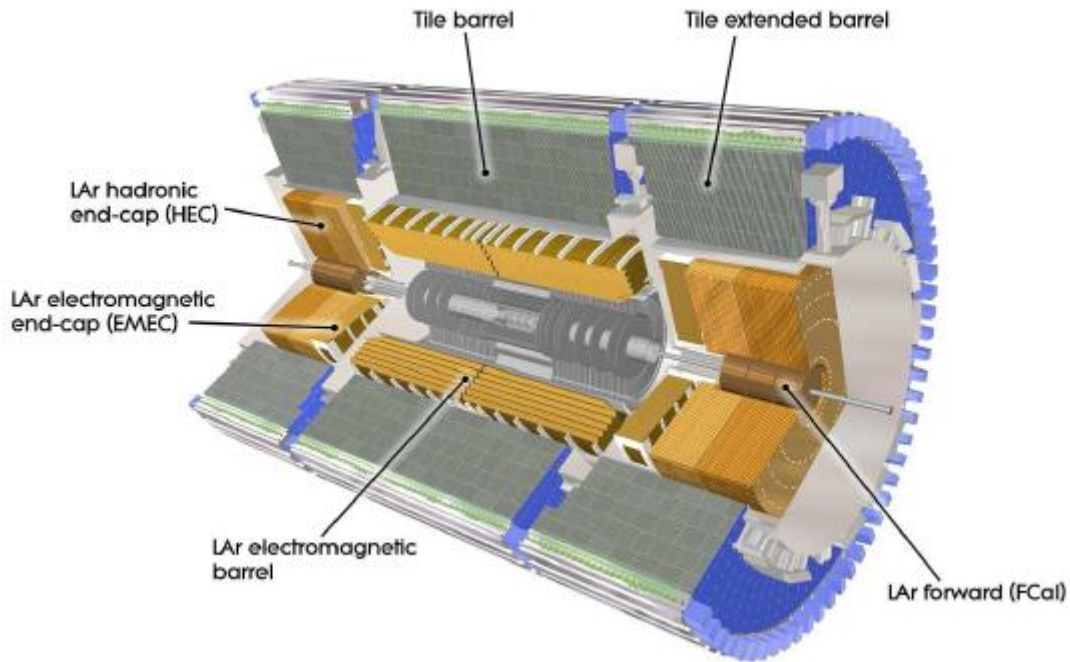


Figura 3.6: Calorímetro Hadrônico. Fonte: [28].

O TileCal é dividido em seções transversais, sendo que cada seção é dividida em três camadas de células, A, BC e D, de diferentes tamanhos. Cada célula representa um conjunto de telhas cintiladoras agrupadas de forma a medir, em conjunto, a energia de uma partícula que passe através da célula. Uma novidade em calorimetria, proposta pelo TileCal, é a disposição dos cintiladores perpendicularmente ao feixe de colisão, como pode ser visto na Figura 3.7. Essa posição das telhas permitiu uma excelente resolução em ϕ ao calorímetro.

O responsável por amostrar a energia das partículas hadrônicas que atravessam o TileCal é o cintilador. O cintilador é um material de poliestireno em formato de telha (*Tile*) dopado com material cintilante que, ao interagir com uma partícula, transforma a energia depositada pela partícula em luz produzida através da cintilação do seu material. A luz produzida nas telhas cintiladoras está na faixa do Ultra Violeta (UV) e sua intensidade é proporcional à energia depositada pela partícula. A luz se propaga dentro da telha para suas bordas através de reflexões. Esse feixe de luz é então transmitido através de uma fibra óptica até um fotomultiplicador (*Photo Multiplier Tube* - PMT) que, então, transforma esse feixe de luz em um sinal elétrico. Esse sinal elétrico é enviado, então, para o sistema de *trigger* onde sinais de interesse são separados dos sinais ordinários. Fibras ópticas estão acopladas às duas laterais de cada telha cintiladora, e essas, por sua vez, são conectadas a dois fotomultiplicadores que leem a mesma célula. Esta configuração foi realizada para obter redundância no sinal coletado. A configuração e disposição de um módulo do TileCal podem ser vistas na Figura 3.7.

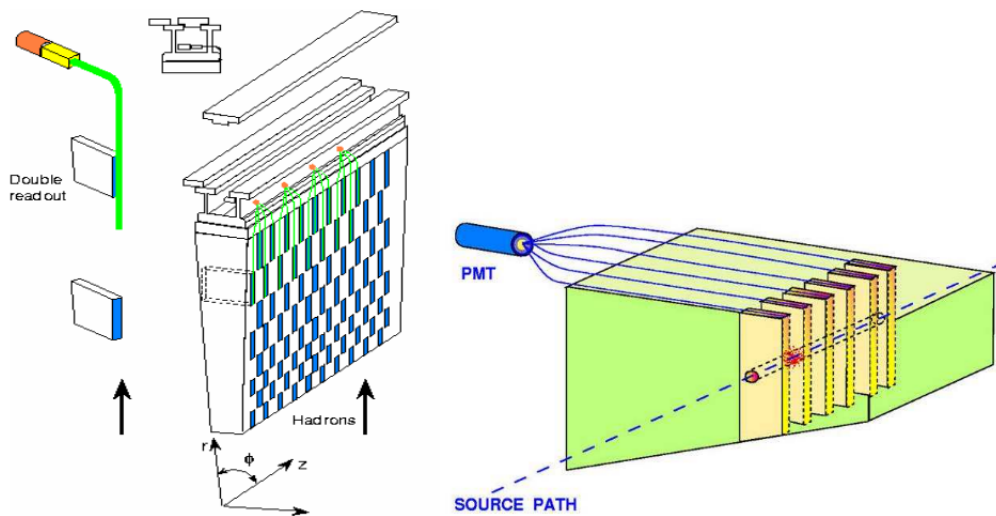


Figura 3.7: Disposição dos cintiladores e fibras ópticas no TileCal. Fonte: [40].

3.4.1 Segmentação do TileCal

O TileCal é composto por três cilindros: um barril central (*Long Barrel* - LB) e dois barris estendidos (*Extended Barrel* - EB). O LB é dividido em duas partes (LBA e LBC), havendo 22 células de leitura em cada, e cada EB possui 14 células de leitura. Cada partição é dividida azimutalmente (em ϕ) em 64 módulos, com uma segmentação de 0,1 radianos. Cada módulo do TileCal possui 48 posições para

PMT, porém, somente 45 PMT são utilizadas em cada partição do barril central e 32 PMT em cada barril estendido (o mapa das células de um módulo, do barril central e de um barril estendido, pode ser visto na Figura 3.8). Com exceção das células D0, E1, E2, E3 e E4, que só possuem uma PMT para leitura, as demais células são lidas por duas PMT.

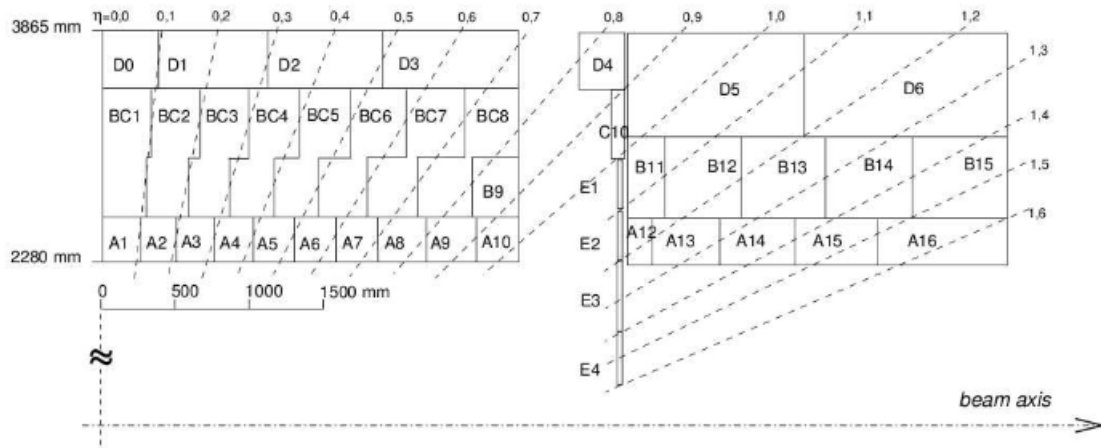


Figura 3.8: Segmentação do TileCal. Fonte: [41].

3.4.2 Eletrônica de Leitura do TileCal

O sistema eletrônico de leitura formata, amplifica e digitaliza os sinais provenientes do sistema óptico de leitura (telhas cintiladoras e fotomultiplicadores). O sinal resultante é amostrado por um ADC de 10 bits na frequência de *bunch crossing* do LHC, de 25 ns. A Figura 3.9 mostra, de forma simplificada, a cadeia de leitura do calorímetro TileCal, desde a aquisição do sinal de luz produzido pelas partículas que atravessam o detector nos elementos óticos, até a digitalização dos dados para seu armazenamento. Os boxes amarelos representam os diferentes sistemas de calibração existentes que serão explicados em detalhes adiante.

O sistema eletrônico de *front-end* (FE) e os PMT ficam localizados em um compartimento removível, localizado no raio externo de cada módulo de cada barril do detector. Esta estrutura sólida feita de aço é conhecida como gaveta (*Drawer*) e permite o acesso fácil para o reparo e substituição de componentes (Figura 3.10). Um sistema contendo duas gavetas é conhecido como super-gaveta e possui cerca de 3 metros de comprimento. Uma única super-gaveta é capaz de ler um módulo completo de um barril estendido; para os módulos do barril central, são necessárias duas super-gavetas. Cada super-gaveta pode alojar até 48 blocos de PMT, além de abrigar placas para prover a leitura, amplificação e digitalização do sinal físico.

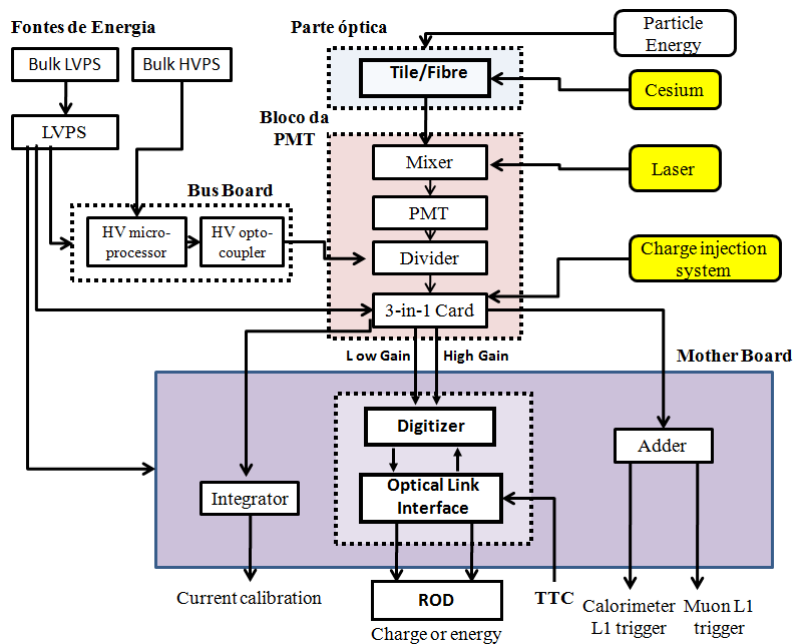


Figura 3.9: Esquema de Leitura do TileCal.

Cada bloco de PMT no TileCal, como mostrado na Figura 3.11, representa um dos mais de 10.000 canais de leitura do detector. Os principais elementos desse bloco são: um fotomultiplicador, um *Mixer* (responsável por misturar a luz oriunda das fibras óticas em um feixe, de modo que não haja nenhuma correlação entre a posição da fibra e a área do fotocatodo), um *HV Divider* (responsável por partilhar a alta tensão entre os dinodos do PMT) e uma placa conformadora de onda (também conhecida como placa 3-in-1). O restante da eletrônica que não se encontra nas super-gavetas fica localizado na sala de eletrônica do ATLAS, lá se encontram: a fonte de alimentação de Alta Voltagem, o nível 1 do *trigger* (LVL1), os *Read-Out Drivers* (ROD) e os elementos de controle para os sistemas de calibração.

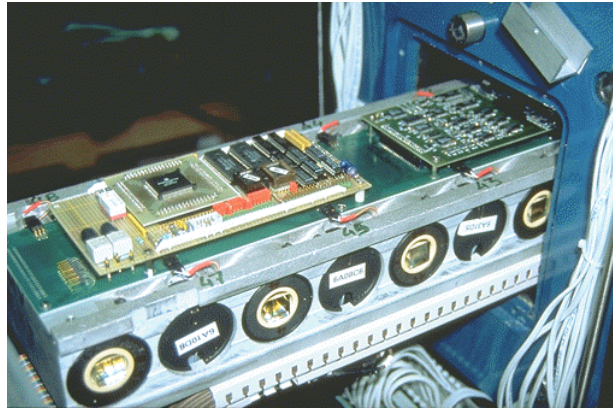


Figura 3.10: Gaveta de um Módulo do TileCal. Fonte:[41]

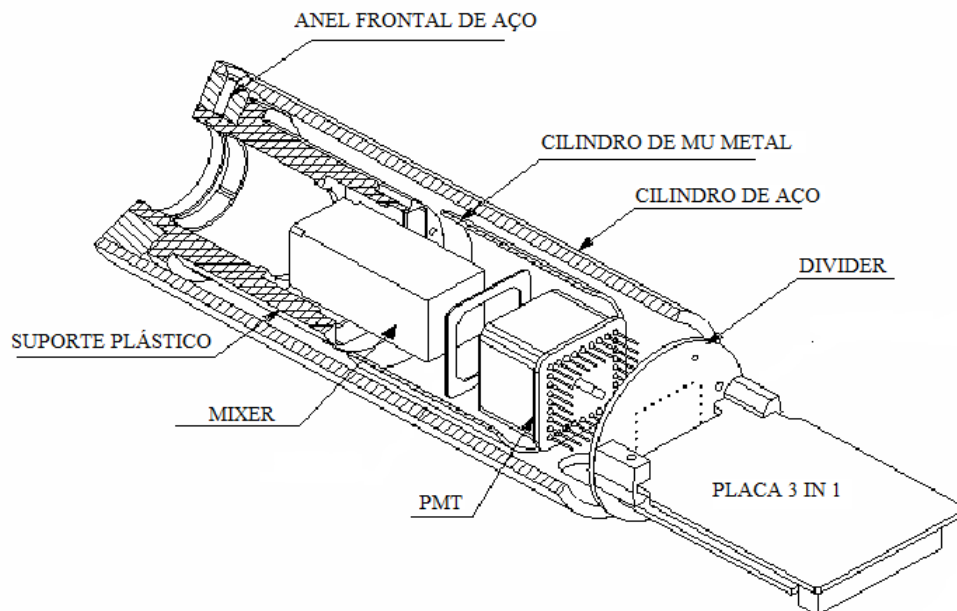


Figura 3.11: Esquema de um bloco de PMT. Fonte:[41]

3.4.2.1 Fotomultiplicador - PMT

O PMT utiliza-se do efeito fotoelétrico e da emissão secundária para amplificar um feixe de luz incidente e de pouca energia. O efeito fotoelétrico consiste na emissão de elétrons por um material quando excitado por uma radiação eletromagnética como a luz. O efeito da emissão secundária de elétrons é um fenômeno onde elétrons adicionais, chamados de elétrons secundários, são emitidos da superfície de um material quando uma partícula carregada, como íons ou elétrons, incide em sua superfície

com energia suficiente para que ocorra a emissão. O PMT possui no seu interior uma série de eletrodos, muitos dinodos e um anodo. Quando um feixe de luz incide no fotocátodo depositado na superfície de entrada do PMT, ele libera elétrons pelo efeito fotoelétrico. Esses elétrons são direcionados para incidir em eletrodos onde são multiplicados pelo processo de emissão secundária de elétrons. Esses elétrons em um número maior são acelerados até o segundo dinodo e, assim, sucessivamente multiplicando o número de elétrons produzidos a cada estágio. Por fim, este acúmulo de carga chega ao anodo produzindo um pulso de corrente que pode assim ser medido como um sinal elétrico. Esse processo e a constituição de um PMT podem ser vistos na Figura 3.12.

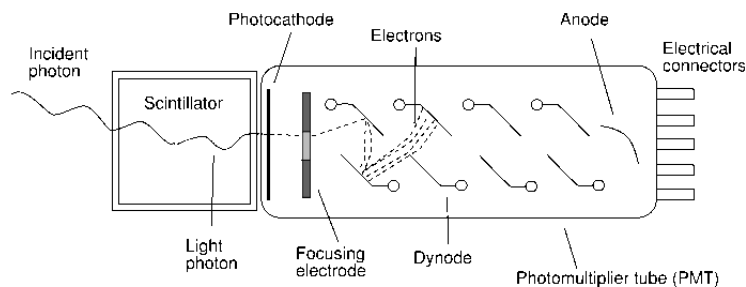


Figura 3.12: Fotomultiplicador. Fonte: [42].

Os PMT são capazes de multiplicar o sinal produzido pela luz incidente em milhões de vezes, permitindo que pequenos fluxos de fótons sejam detectados. No TileCal, o PMT utilizado é o Hamamatsu R7877 [43].

3.4.2.2 Placa Conformadora de Onda

As principais funções analógicas da cadeia de leitura do TileCal são efetuadas por esta placa [43]. É nesta placa (ver Figura 3.13) que um circuito de *shaper* (LC passivo de 7 pólos) condiciona os pulsos elétricos vindos do PMT para que possam ter uma forma padronizada (pulso padrão do TileCal) e invariável para todos os canais de leitura. Desta forma, a energia total da partícula medida no PMT é proporcional a amplitude do pulso. Essas placas também fornecem ganhos Alto (*High Gain*) para sinais de menor energia e Baixo (*Low Gain*) para os de maior energia, antes dos sinais irem para as placas digitalizadoras, isto para aumentar a faixa dinâmica de energia do calorímetro. Além disso, é nessa placa que se encontra o sistema de calibração, através de injeção de cargas (TileCIS), além da integração lenta dos sinais do PMT, para monitoramento e calibração por fonte de Césio (Cs^{137}).

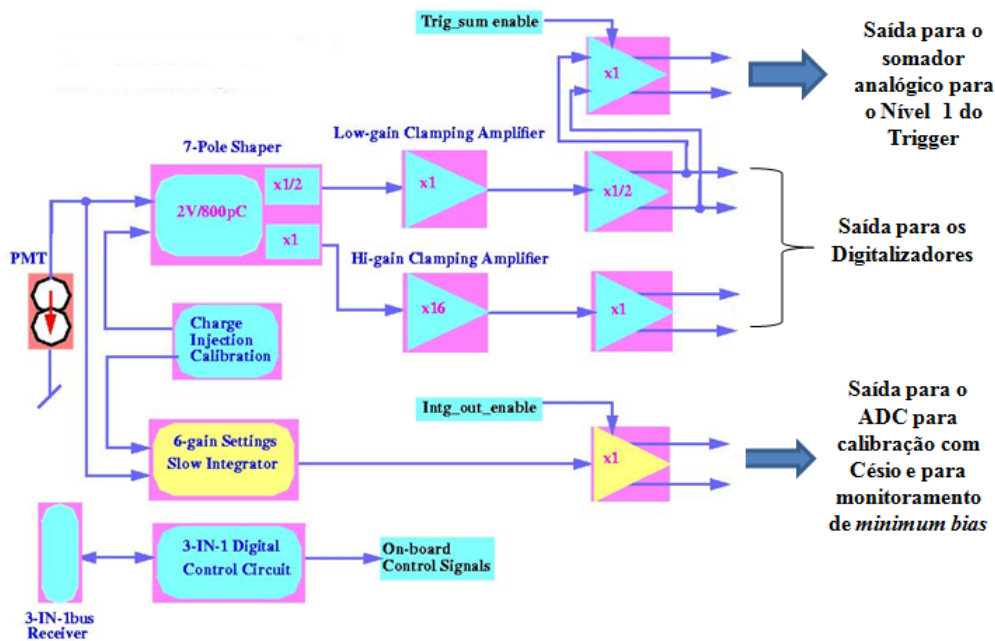


Figura 3.13: Diagrama da placa conformadora de onda. Fonte: [1].

3.4.2.3 Placas Digitalizadoras

Os sinais de pulso rápido das placas conformadoras de onda são digitalizados e enviados para um pipeline digital. Estes sinais analógicos são digitalizados na placa digitalizadora em intervalos de 25 ns e armazenados, temporariamente, o sinal do nível 1 do *trigger* (L1A). Se o evento em questão preencher todos os requerimentos para ser validado pelo sistema de *trigger*, o sinal L1A é enviado para o sistema TTC⁵, após uma latência pré-definida. O sinal do TTC é recebido na placa digitalizadora por um circuito integrado especial, desenvolvido pelo CERN, chamado TTCrx. Este chip decodifica o sinal L1A, além dos comandos de controle. Os comandos de controle podem ser globais ou específicos para cada chip TTCrx, permitindo assim controlar partes específicas do detector. Os chips TTCrx também são responsáveis por associar cada conjunto de dados digitalizados a um identificador (BCID).

Após a recepção do sinal de validação (L1A), a sequência de amostras digitais é enviada pela placa digitalizadora para a transmissão. Existem oito placas digitalizadoras para cada super-gaveta do barril central, com capacidade de gerir até 48 canais, e 6 para as super-gavetas do barril estendido, com capacidade de gerir

⁵O sistema de TTC fornece sinais de clock e controle para a sincronização dos elementos do detector com o *clock* da máquina; o sinal de aceitação do Trigger; a identificação da informação de eventos; e o controle de dados.

até 36 canais. Um diagrama mostrando os componentes e o caminho do sinal nos digitalizadores pode ser visualizado na Figura 3.14.

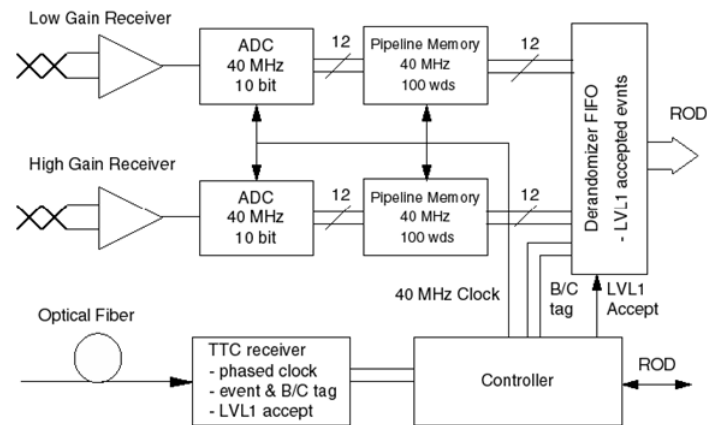


Figura 3.14: Diagrama da placa Digitalizadora. Fonte: [1].

3.4.3 Fonte de Alimentação da Gaveta

Toda a eletrônica contida nas gavetas é alimentada por fontes chaveadas desenvolvidas especificamente para este fim, chamadas de *Finger Low Voltage Power Supply* (fLVPS ou apenas LVPS) [44]. Um exemplo pode ser visto na Figura 3.15. Cada fonte de alimentação fornece energia para um único módulo do detector. A fonte de alimentação consiste de um envoltório contendo oito módulos de potência ou "bricks", fornecendo uma gama de correntes e tensões diferentes para cada componente de uma gaveta. Cada módulo é configurado especialmente para a carga especial que atende.

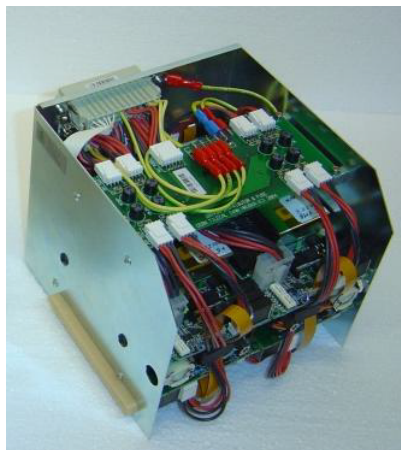


Figura 3.15: Imagem de uma unidade de fonte de alimentação (LVPS) com a tampa removida. Fonte: [45].

Existe uma “placa fria”, que corre lateralmente através do meio da caixa da fonte de alimentação, arrefecida por água, que fornece o arrefecimento térmico para a unidade de energia. Os componentes de alta potência do módulo são conectados termicamente a esta placa fria. A LVPS também possui uma placa de interface, chamada ELMB-MB [46]. Esta placa contém uma placa ELMB, que possui conversores analógico-digital (ADC), conversores digital-analógico (DAC), uma interface de I/O digital e uma interface para o sistema de controle CANBUS do calorímetro. Uma vez que as fontes estão localizadas no próprio detector, elas devem ser capazes de funcionar sob um forte campo magnético, assim, não é possível a utilizar fontes lineares para esta aplicação, uma vez que os núcleos dos transformadores iriam saturar [44]. Outro desafio no projeto da LVPS é manter o ruído baixo, conduzido e irradiado pelas fontes chaveadas para a eletrônica de *front-end*. Os módulos de potência chaveiam a 300 kHz e produzem harmônicos através de toda a faixa espectral de interesse na eletrônica de *front-end*. A fonte também está sujeita à radiação, incluindo radiação gama, prótons e nêutrons. Por último, o acesso para o detector é muito difícil, podendo haver apenas uma oportunidade por ano para realizar operações de manutenção e reparos no detector. Isto significa que o projeto dessas fontes precisa ser de alta confiabilidade.

3.4.4 Sistemas de Calibração do TileCal

Diversos sistemas são utilizados para calibrar e monitorar a performance do calorímetro hadrônico do ATLAS. Os sistemas a serem calibrados podem ser divididos em três partes: parte óptica (telhas cintiladoras e fibras óticas); os fotomultiplicadores; e toda a eletrônica de leitura que molda, amplifica e digitaliza o sinal vindo

das PMT. Os sistemas de calibração e monitoramento são [47]:

- O sistema de Laser: desenvolvido para calibrar e monitorar a resposta dos fotomultiplicadores, em geral, a estabilidade do seu ganho e sua linearidade.
- Sistema de fonte radioativa de Césio (Cs^{137}): desenvolvido para verificar a qualidade e uniformidade da resposta óptica de cada célula do calorímetro, e também para equalizar a resposta ao sinal de todas as células [47].
- Sistema de Injeção de Cargas (*Charge Injection System* - CIS, em inglês): o sistema de injeção de cargas consiste de capacitores localizados nas placas 3-in-1, portanto, na saída de cada PMT, que podem ser controlados para simular um sinal elétrico do PMT, sendo assim utilizado para calibrar a resposta da parte eletrônica de leitura, após os fotomultiplicadores.

Capítulo 4

Estimação de Sinais

A seguir, será apresentada uma breve introdução à história da teoria de detecção e estimação de sinais. Será enfatizada, neste capítulo, a teoria de estimação de parâmetros em sinais utilizando estimadores de mínima variância não tendenciosos, assim como os critérios utilizados para se medir a eficiência de um estimador. Por fim, será apresentado uma descrição da maneira como é feita a estimação de amplitude de energia nos canais do TileCal atualmente.

4.1 Histórico

O período de tempo de grande desenvolvimento na história da teoria de detecção e estimação de sinais nos remete aos anos da Segunda Guerra Mundial. As primeiras observações em detecção e estimação de sinais estão relacionadas à história e desenvolvimento do Radar, isto porque, foi a partir daí que os problemas de detectar sinais corrompidos por ruído e estimar seus parâmetros começaram a aparecer. Nesse contexto, um conjunto de temas que se sobrepõem foram sendo desenvolvidos até chegarmos às técnicas que conhecemos hoje em dia: a teoria de detecção de sinais, teoria da estimação de parâmetros dos sinais e a teoria do ruído. O estudo da teoria de ruído criou as fundações para o trabalho estatístico e, em muitos trabalhos iniciais sobre ruído, a teoria de detecção e estimação estiveram estreitamente entrelaçadas.

A teoria de ruído inicialmente incluía duas principais áreas distintas: o ruído físico, relacionado com as origens físicas do ruído elétrico e caracterização de suas propriedades; e a teoria matemática de processos estocásticos, que é útil na descrição do comportamento e características do ruído elétrico em circuitos e dispositivos.

A teoria física do ruído foi iniciada em definitivo em meados de 1920 com o trabalho de W. Schottky “*Small-Shot Effect and Flicker Effect*” [48] e por H. Nyquist com o trabalho “*Thermal Agitation of Electricity in Conductors*” [49]. O tema se tornou uma teoria mais madura por volta dos anos 1940 com uma grande quantidade

de confirmações experimentais; livros como “*Threshold Signals*” de J. L. Lawson e G. E. Uhlenbeck [50], “*Statistical Communication Theory*” de D. Middleton [51] são exemplos do amadurecimento da teoria. Considerado como um marco divisório no estudo de ruído, os artigos de S.O. Rice que foram reunidos em “*Mathematical Analysis of Random Noise*” [52] publicados em 1944 e 1945, juntaram grande parte de anos de resultados de trabalhos notáveis em teoria de ruído e contribuíram com muitas ideias e novos resultados.

O desenvolvimento do Radar durante a Segunda Guerra Mundial forçou um rápido desenvolvimento da teoria de detecção. A maioria dos trabalhos publicados nesta área, a partir de meados dos anos 1940 até cerca de 1950, surgiu a partir de estudos de radar em tempo de guerra. O campo de detecção de sinal e teoria de estimação de parâmetros começou a mudar de rumo nos anos 1953-1954. Em primeiro lugar, novas áreas de aplicação destes métodos se multiplicaram e cresceram rapidamente como, por exemplo, investigação sísmica, sonares, tomografia, física de partículas entre outras. A teoria de detecção começou a deixar de ser estritamente uma teoria de radares. Em segundo lugar, houve uma infusão de algumas técnicas matemáticas bastante sofisticadas, diferente do que tinha sido usado anteriormente. Novos estudos matemáticos na área surgiram e relevantes livros apareceram investigando a nova e promissora área de estudo. O primeiro destes foi o livro de H. Cramer, “*Mathematical Methods of Statistics*” publicado em 1946 [53]. Outros livros mais específicos também surgiram como: “*Sequential Analysis Statistical*” (1947) [54] e “*Decision Functions*” (1950) de A. Wald [55]; “*Stochastic Processes*” (1953) de J. Doob [56]; e “*Probability Theory*” (1955) de M. Loève [57]. Além destes livros, apareceu em 1950 a tese de U. Grenander “*Stochastic Processes and Statistical Inference*” [58]. Este foi um trabalho marcante, pois trazia, de forma sistemática, compreensiva, e bastante rigorosa, a teoria de processos estocásticos e a inferência estatística, conforme indicado no título.

Com este vasto material de apoio na área de teoria da medida e análise, o estudo da Teoria da Detecção se tornou muito mais disponível e, ao mesmo tempo, ficou realmente viável para um engenheiro, físico, ou matemático aplicado trabalhar em problemas em teoria de detecção ou teoria de ruído com rigor matemático e sofisticação.

4.2 Detecção de Sinais

O problema de detecção de sinais traduz-se no procedimento de tomada de uma decisão: consiste em determinar se existe ou não algum sinal de interesse presente em uma forma de onda recebida. Com a evolução dos processadores digitais, os

sistemas modernos de processamento de sinais utilizam, em geral, um conjunto de dados formado pelas amostras digitais de sinais contínuos no tempo para realizarem a tomada de uma decisão. A forma mais simples do problema de detecção compreende em decidir se existe um sinal que, usualmente, sempre está acompanhado de ruído, ou se existe somente ruído no conjunto de dados recebido. Os possíveis resultados desse problema estão resumidas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Possibilidades Detecção em Hipótese Simples.

Entrada \ Resposta	Sinal Presente	Sinal Ausente
Ruído	Falso Alarme	Rejeição
Sinal + Ruído	Detecção Correta	Falha

Uma vez que se deseja decidir entre estas duas possibilidades, sinal e ruído versus somente ruído presente, este problema é referido como teste de hipótese binária¹. Estas hipóteses geralmente são identificadas na literatura pelo símbolo H_i , onde i representa o número da hipótese. O objetivo, então, de todo sistema de detecção é utilizar, da melhor maneira possível, os dados recebidos para tomar uma decisão entre as hipóteses consideradas, e espera-se que esta decisão esteja correta a maior parte do tempo.

4.2.1 Descrição do Problema de Detecção

Dado um sinal de interesse $s[n]$ e um ruído aditivo $w[n]$ discretos, com N pontos, o problema da hipótese binária pode ser descrito da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
 H_0 : x[n] &= w[n] \\
 H_1 : x[n] &= s[n] + w[n]
 \end{aligned}$$

onde n é o índice das amostras no conjunto de dados.

A hipótese H_1 corresponde ao caso onde o sinal está presente no conjunto de dados recebidos ($x[n]$), e é conhecida como hipótese alternativa. Já a hipótese H_0 corresponde ao caso onde somente ruído está presente, e é conhecida como hipótese nula. Sendo $p(x|H_i)$ a função densidade probabilidade de x dado que a hipótese H_i ocorreu, uma forma clássica de se resolver o problema da hipótese simples de maneira ótima, é através da abordagem de Neyman-Pearson [59] que maximiza a eficiência de detecção dada através da razão de máxima verossimilhança, dada pela equação:

¹Quando o problema requer mais de uma hipótese como, por exemplo, em reconhecimento de fala, o problema ganha o nome de teste de hipótese múltipla.

$$L(x) = \frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \geq \gamma, \quad (4.1)$$

onde γ é o limiar de decisão escolhido para o detector proposto.

4.3 Estimação de Parâmetros em Sinais

A teoria moderna de estimação pode ser encontrada no coração de muitos sistemas eletrônicos de processamento de sinais desenvolvidos para extrair informações. Estes sistemas incluem: Radar, Sonar, Voz, Imagem, Biomedicina, Comunicações, Controle e Sismologia. Todos compartilham de um mesmo objetivo em comum: a necessidade de estimar o valor de um grupo de parâmetros, geralmente corrompidos por ruído, tipicamente aditivo. Em alguns desses exemplos, um ser humano pode interpretar e discernir o sinal desejado em meio ao ruído. O real problema, então, é desenvolver um mecanismo automático capaz de realizar a mesma tarefa.

O sinal medido, como resultado desses sistemas, pode ser expresso como $x(t)$, que é uma combinação do sinal de interesse $s(t; \theta)$, onde θ é um parâmetro de interesse, e o ruído aditivo $w(t)$. Assim, $x(t)$ pode ser expresso como:

$$x(t) = s(t; \theta) + w(t) \quad (4.2)$$

Devido ao uso de computadores para amostrar e armazenar o conjunto de dados podemos expressar o conjunto de dados no domínio do tempo discreto, através de amostras do sinal observado. Uma combinação do sinal de interesse e o ruído é expressa como:

$$x[n] = s[n; \theta] + w[n] \quad (4.3)$$

Matematicamente, nós temos um conjunto de dados com N amostras $x[0], \dots, x[N-1]$ que depende de um parâmetro desconhecido θ . O objetivo, então, é estimar, da melhor forma possível, o parâmetro θ , baseando-se no conjunto de dados observados. Definimos um estimador $g(x)$, como:

$$\hat{\theta} = g(x[n]), n = 0, 1, \dots, N-1. \quad (4.4)$$

Como os dados são, em geral, aleatórios, para se determinar bons estimadores o primeiro passo é ter uma boa modelagem matemática do conjunto de dados. A melhor maneira de se fazer isso é descrevendo o conjunto de dados por sua função de densidade de probabilidade (p.d.f) $p(x[n]; \theta)$.

O desempenho de qualquer estimador obtido será criticamente dependente dos pressupostos escolhidos para a p.d.f. Estimação baseada em p.d.f é denominada

como estimação clássica, onde, assume-se, que os parâmetros de interesse sejam determinísticos, porém, desconhecidos [60]. Em um problema real, onde não é dada uma p.d.f, devemos escolher uma que seja matematicamente tratável e consistente com as restrições do problema e com o conhecimento prévio que temos a respeito do sistema em questão.

Quando conhecemos *a priori* alguma característica a respeito do parâmetro a ser estimado, como o alcance deste parâmetro, podemos incorporar esse conhecimento prévio na solução do problema. Para incorporar esta informação, podemos assumir que o parâmetro (θ) não é mais um parâmetro determinístico e sim uma variável aleatória e atribuir-lhe uma p.d.f dentro do intervalo de alcance conhecido, e todo estimador utilizado produzirá valores dentro deste intervalo. O parâmetro que estamos tentando estimar será então visto como uma realização da variável θ . Tal abordagem é conhecida como estimação Bayesiana e é descrita pela p.d.f conjunta:

$$p(x, \theta) = p(x|\theta)p(\theta) \quad (4.5)$$

onde $p(\theta)$ é a p.d.f *a priori*, representando nosso conhecimento acerca de θ antes que qualquer dado tenha sido observado, e $p(x|\theta)$ é a p.d.f condicional, representando o conhecimento fornecido pelo conjunto de dados x condicionado ao conhecimento de θ [60].

4.4 Desempenho de um Estimador

Uma vez obtido um estimador, várias questões vêm a mente: quão perto este estimador está do valor real de θ ? Será este o melhor estimador do parâmetro? Para avaliar o desempenho de cada estimador, devemos fazer isto estatisticamente. Uma das possibilidades seria a de repetir a experiência que gerou os dados e aplicar cada estimador para cada conjunto de dados gerados e, então, apreciar qual estimador produziu uma estimativa melhor, na maioria dos casos. Esta solução, porém, é suscetível a questionamentos e ao ceticismo quanto à quantidade de vezes que devemos repetir o processo a fim de obter uma conclusão quanto a escolha do melhor estimador.

4.4.1 Estimadores Não-Tendenciosos

Além de possuir baixa variância, outra característica importante que procuramos, quando buscamos um estimador, está relacionada à sua tendenciosidade, ou seja, é importante que o estimador seja não tendencioso (*unbiased*). Para um estimador ser considerado não tendencioso, em média, o estimador deverá produzir o verdadeiro

valor do parâmetro desconhecido sem introduzir nenhum componente sistemático ao valor estimado.

Uma vez que o valor do parâmetro pode, em geral, estar dentro de um intervalo $a < \theta < b$, sua não tendenciosidade afirma que, não importa qual seja o valor verdadeiro de θ , a nossa estimativa irá produzir este valor, na média. Matematicamente, um estimador não é tendencioso se:

$$E(\hat{\theta}) = \theta, \quad a < \theta < b \quad (4.6)$$

onde $E(\hat{\theta})$ representa o valor esperado do parâmetro estimado $\hat{\theta}$.

O fato de um estimador não ser tendencioso não significa, necessariamente, que ele é um bom estimador, porém, nos garante que, na média, ele irá atingir o valor verdadeiro. Estimadores tendenciosos são caracterizados por um erro sistemático na estimação, um "bias" estocástico sistemático no estimador sempre resultará em uma péssima estimação do parâmetro.

Uma estimação não tendenciosa tem uma propriedade interessante, que pode ser explorada quando possuímos mais de um estimador. Quando ocorrem múltiplas estimações do mesmo parâmetro, $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_n)$, uma maneira razoável de combinar estas estimações, a fim de encontrar uma estimação melhor, é realizando a média destas estimações:

$$\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\theta}_i \quad (4.7)$$

Assumindo que os estimadores não são tendenciosos, possuem a mesma variância, e são decorrelacionados, o valor esperado da combinação de diferentes estimações e sua variância serão dadas por:

$$E(\hat{\theta}) = \theta,$$

e

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{\theta}) &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{var}(\hat{\theta}_i) \\ &= \frac{\text{var}(\hat{\theta}_i)}{n}. \end{aligned}$$

4.4.2 Critério da Mínima Variância

Na busca por um estimador que seja ótimo, precisamos adotar algum critério de avaliação. Uma abordagem muito utilizada é a de se restringir o *bias* a zero e encontrar o estimador que minimize a variância da estimação. Tal estimador é denominado como estimador não tendencioso de variância mínima (MVU, em

inglês). A questão que surge, então, é saber se existe um estimador MVU, ou seja, um estimador imparcial com variância mínima para o intervalo de θ .

4.4.3 Precisão do Estimador

Uma vez que toda a nossa informação está incorporada nos dados observados e que a p.d.f está relacionada a esses dados, a precisão da estimativa depende diretamente da p.d.f. Não espera-se ser possível estimar um parâmetro com qualquer grau de precisão se a p.d.f depender fracamente deste parâmetro ou, em caso extremo, se a p.d.f não depender dele. Portanto, quanto maior a dependência da p.d.f deste parâmetro, melhor deve ser nossa capacidade de estimação.

Quando uma p.d.f é vista como uma função do parâmetro desconhecido, então ela é denominada como função de verossimilhança (*likelihood function*). E sua agudez determina o quão preciso podemos estimar o parâmetro desconhecido. Para quantificar esta noção, observamos que a agudez é efetivamente medida pela função negativa da segunda derivada do logaritmo da função *likelihood* no seu pico. Na geometria, a agudez de uma curva é medida através de sua curvatura; como na geometria diferencial a curvatura está relacionada com a segunda derivada de uma função, efetivamente podemos medir a agudez da função de verossimilhança através da negativa de sua segunda derivada.

4.4.4 Limite Inferior de Cramer-Rao

Em um cenário prático, onde buscamos um estimador ótimo para encontrar o parâmetro no conjunto de dados em nosso problema, podemos nos deparar com a questão de saber qual dentre os estimadores encontrados é o melhor estimador não-tendencioso e com variância mínima; para isto, podemos comparar a variância destes estimadores entre si e encontrar o estimador MVU dentre os estimadores que possuímos. Porém, como garantir que o estimador encontrado é, de fato, o melhor estimador possível para resolver nosso problema? Dada essa questão, encontrar um limite inferior para a variância de qualquer estimador não-tendencioso revela-se extremamente útil, e para isto podemos utilizar o Limite Inferior de Cramer-Rao (CRLB em inglês) [60].

Na melhor das hipóteses, calcular um limite inferior na variância nos permite saber que um estimador é de fato o melhor estimador MVU que existe para um dado problema, este será o caso em que o estimador atinge o limite mínimo de Cramer-Rao (CR) para todos os valores do parâmetro desconhecido. Na pior das hipóteses, ele fornece uma referência contra a qual podemos comparar o desempenho de qualquer estimador. Apesar de existirem outros limites para a variância, o limite de Cramer-Rao é de longe o mais utilizado em estimação de sinais, devido a sua

praticidade de ser determinado.

Assumindo que a p.d.f do conjunto de dados $p(x; \theta)$ satisfaça a condição de regularidade, onde o valor esperado da primeira derivada do logaritmo da função de verossimilhança é zero [60]:

$$E \left[\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} \right] = 0 \quad (4.8)$$

então a variância de um estimador não-tendencioso $var(\hat{\theta})$ deve satisfazer a seguinte condição:

$$var(\hat{\theta}) \geq \frac{1}{-E \left[\frac{\partial^2 \ln p(x; \theta)}{\partial \theta^2} \right]} \quad (4.9)$$

onde a derivada é calculada em função de θ e o valor esperado tomado em relação a $p(x; \theta)$. O denominador da Equação 4.9 também é conhecido como Informação de Fisher $I(\theta)$ para o conjunto de dados x :

$$I(\theta) = -E \left[\frac{\partial^2 \ln p(x; \theta)}{\partial \theta^2} \right] \quad (4.10)$$

Além disso, podemos encontrar um estimador que alcance o limite de CR para todo θ se e somente se

$$\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} = I(\theta)(g(x) - \theta), \quad (4.11)$$

Este estimador será o estimador MVU se $\hat{\theta} = g(x)$, e a mínima variância for igual a $1/I(\theta)$. O limite de Cramer-Rao pode ser escrito de uma forma diferente, que pode ser útil em muitas situações, e que é obtida a partir da identidade a seguir:

$$E \left[\left(\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} \right)^2 \right] = -E \left[\frac{\partial^2 \ln p(x; \theta)}{\partial \theta^2} \right], \quad (4.12)$$

sendo assim

$$var(\hat{\theta}) \geq \frac{1}{E \left[\left(\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} \right)^2 \right]}. \quad (4.13)$$

Assim, quando o limite de CR é alcançado, a variância do estimador será proporcional ao inverso da Informação de Fisher e quanto mais informação, menor será o limite. Assim sendo, o limite de CR possui as propriedades essenciais de medida de uma informação:

- Não negativa (Equação 4.12);

- Aditiva, para observações independentes;

Esta última propriedade tem como consequência o fato de que o limite de Cramer-Rao, para N observações independentes e igualmente distribuídas (IID), ser $1/N$ vezes menor do que para apenas uma observação.

4.5 Estimador Não-Tendencioso de Mínima Variância para o Modelo Linear

Determinar um estimador não tendencioso de mínima variância é, em geral, uma tarefa difícil. Contudo, como muitos problemas de estimação em processamento de sinais podem ser representados através de um modelo linear, o estimador MVU pode ser obtido. O modelo linear com ruído gaussiano branco é definido da seguinte forma:

$$x[n] = A + Bn + w[n] \quad (4.14)$$

sendo $w[n]$ um ruído branco Gaussiano, \mathbf{B} a inclinação e \mathbf{A} o ponto de interseção. Podemos reescrever o modelo linear na forma matricial da seguinte forma:

$$X = H\theta + W \quad (4.15)$$

onde

$$\begin{aligned} X &= [x[n]]^T, n = 1, \dots, N - 1 \\ W &= [w[n]]^T, n = 1, \dots, N - 1 \\ \theta &= [A \ B]^T \end{aligned}$$

e

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ 1 & N - 1 \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

A matriz \mathbf{H} é conhecida como matriz de observação. O vetor de ruído é caracterizado como $w \sim N(0, \sigma^2 I)$. Uma das maneiras mais utilizadas de se encontrar um estimador MVU é através do limite de CRLB (uma outra maneira é utilizando o Teorema de RaoBlackwell [61] em conjunto com o Teorema de Lehmann-Scheffe

[62] [63]. Através da condição de igualdade do limite de CRLB (Equação 4.11), o estimador $\hat{\theta} = g(x)$ será um estimador MVU se satisfizer a condição:

$$\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} = I(\theta)(g(x) - \theta). \quad (4.17)$$

Derivando a função de *likelihood* do modelo linear e assumindo que $H^T H$ é inversível, chegamos a seguinte equação:

$$\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} = \frac{H^T H}{\sigma^2} [(H^T H)^{-1} H^T x - \theta] \quad (4.18)$$

que possui exatamente a forma da Equação 4.17 com

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= (H^T H)^{-1} H^T x, \\ I(\theta) &= \frac{H^T H}{\sigma^2}. \end{aligned}$$

A única restrição a ser atendida é que $H^T H$ seja inversível. Sendo assim, dado um conjunto de dados que possa ser modelado através da Equação 4.15, então o estimador de mínima variância do parâmetro θ é dado por:

$$\hat{\theta} = (H^T H)^{-1} H^T x, \quad (4.19)$$

e sua matriz de covariância será

$$C_{\hat{\theta}} = I^{-1}(\theta) = \sigma^2 (H^T H)^{-1}. \quad (4.20)$$

4.5.1 Estimador de Mínima Variância para o Modelo Linear Corrompido por Ruído Colorido

Podemos generalizar o resultado anterior e encontrar um estimador MVU para um conjunto de dados corrompido por um ruído colorido. Assim, o modelo geral assume que o ruído tem a seguinte característica

$$w \sim N(0, C), \quad (4.21)$$

onde C não é necessariamente uma matriz identidade. Para determinarmos o estimador, podemos utilizar uma abordagem onde se realiza um branqueamento do conjunto de dados. Uma vez que a matriz de covariância C é definida positiva, sua matriz inversa C^{-1} é positiva definida e pode ser fatorada utilizando-se a decomposição de Cholesky [64] da seguinte forma:

$$C^{-1} = D^T D, \quad (4.22)$$

onde \mathbf{D} é uma matriz inversível $N \times N$. A matriz \mathbf{D} age como uma matriz de branqueamento, quando aplicada ao ruído. Aplicando a matriz \mathbf{D} ao conjunto de dados modelados segundo a Equação 4.15, obtemos a generalização do estimador MVU para ruído colorido:

$$\hat{\theta} = (H^T C^{-1} H)^{-1} H^T C^{-1} x. \quad (4.23)$$

4.6 Estimador de Máxima Verossimilhança

Um estimador alternativo também foi considerado neste trabalho. Esse estimador, baseado no princípio da máxima verossimilhança (*Maximum Likelihood Estimator* - MLE, em inglês), é uma das abordagens mais populares para se obter estimadores práticos e, é desejável em diversas situações onde o estimador MVU não pode ser encontrado ou não existe.

Para se determinar um parâmetro desconhecido θ , o princípio básico desse estimador é encontrar o ponto de máximo da função de verossimilhança ($\mathcal{L}(\theta)$) de um dado experimento que possui uma função densidade probabilidade $p(x; \theta)$ [65]. O valor mais provável de θ é chamado de solução de máxima verossimilhança θ^* .

$$\mathcal{L}(\theta) = \prod_{i=1}^N p(x_i, \theta) \quad (4.24)$$

Quando temos uma aplicação em que cada medida feita x_i apresenta uma distribuição Gaussiana com um erro de medição diferente σ_i , ou seja:

$$x_i = \theta + w_i \quad (4.25)$$

onde θ é o parâmetro a ser estimado e w_i é um ruído branco gaussiano com variância σ_i , sua p.d.f será:

$$p(x_i; \theta) = \frac{1}{(2\pi\sigma_i^2)} \exp \left[-\frac{(x_i - \theta)^2}{2\sigma_i^2} \right]. \quad (4.26)$$

Para N medidas independentes x_i , a função de verossimilhança será dada por:

$$\mathcal{L}(\theta) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp \left[-\frac{(x_i - \theta)^2}{2\sigma_i^2} \right]. \quad (4.27)$$

Com isso, o logaritmo natural da função de verossimilhança é expresso por

$$\ln(\mathcal{L}(\theta)) = \sum_{i=1}^N \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \theta)^2}{\sigma_i^2}, \quad (4.28)$$

derivando parcialmente essa função em relação ao parâmetro desconhecido obtemos

$$\frac{\partial \ln(\mathcal{L}(\theta))}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^N \frac{x_i - \theta}{\sigma_i^2}. \quad (4.29)$$

Igualando a zero a derivada, obtemos o valor ótimo do parâmetro

$$\hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2} x_i}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2}}. \quad (4.30)$$

Portanto, a medida ótima é obtida ponderando-se as medidas individuais de acordo com o inverso do quadrado da sua variância. Se todas as medidas possuírem o mesmo erro associado, então a medida ótima será a média aritmética das medidas individuais.

4.7 Estimação de Energia no Tilecal

O sinal produzido pela placa conformadora de sinais do TileCal possui uma forma fixa de pulso $\xi(t)$ (Figura 4.1), à exceção de pequenas deformidades, diferindo apenas em sua amplitude (A), que é proporcional à energia depositada. Além disso, para garantir que a conversão analógico-digital do sinal seja sempre não negativa, o sinal adquirido recebe a adição de uma linha de base conhecida como pedestal (*ped*). Os sinais são digitalizados em 7 amostras em intervalos de tempo regulares (25 ns). Se incluirmos também o ruído eletrônico Gaussiano característico de cada canal ($\omega[n]$), podemos modelar o sinal de cada canal de leitura da seguinte forma:

$$x[n] = A\xi[n] + \omega[n] + ped. \quad (4.31)$$

Sendo assim, o objetivo dos algoritmos de reconstrução de energia presentes no TileCal é estimar o valor de A dado $x[n]$. O algoritmo denominado *Optimal Filtering* (OF) [66], que será descrito a seguir, foi o algoritmo de referência utilizado para reconstruir a amplitude e a fase do sinal digitalizado de cada canal do TileCal. Outro algoritmo de reconstrução de energia que apresentou bons resultados utiliza o Filtro Casado (algoritmo identificado pela sigla MF) como método [67]. Este algoritmo, baseado no teste da razão de verossimilhança, mostrou-se bem eficaz quando o ruído apresenta característica predominantemente Gaussiana. Porém, para um ambiente de alta luminosidade, como foi o do Run 2, com elevado ruído de empilhamento que apresenta características não Gaussianas, o projeto de um estimador baseado no MF se tornaria complexo e de difícil implementação.

Os algoritmos de estimação de amplitude descritos a seguir serão utilizados neste trabalho para demonstrar que o método proposto de estimação de energia em células ou torres pode ser utilizado em conjunto com qualquer estimador de amplitude de canal. O resultados que serão apresentados no Capítulo 7 não possuem o objetivo de comparar qual dos métodos de estimação de amplitude possui o melhor resultado.

4.7.1 *Optimal Filter* - OF

Este algoritmo utiliza, para reconstruir a amplitude do sinal, uma combinação linear das amostras digitais do sinal usando pesos calculados pelo método dos multiplicadores de Lagrange, que tem por objetivo minimizar a variância da amplitude do sinal. O processo utilizado para calcular a fase e a amplitude com o algoritmo é dado pelas seguintes equações:

$$\hat{A} = \sum_{i=1}^N a_i x_i, \quad (4.32)$$

$$\tau = \frac{1}{\hat{A}} \sum_{i=1}^N b_i x_i, \quad (4.33)$$

onde N representa o número de amostras do sinal, x as amostra digitais do sinal, e a_i e b_i representam os pesos do OF calculados de forma *offline*. O pedestal, pode ser estimado como a média entre a primeira e a última amostra do sinal, ou calculado também através de uma combinação linear das amostras, através da equação:

$$ped = \sum_{i=1}^7 c_i x_i. \quad (4.34)$$

A amplitude A , medida em contagens de ADC, é a diferença entre o pedestal e o pico máximo do sinal reconstruído. A energia é proporcional à amplitude A e, a conversão de enegia, de contagens de ADC para eV (elétron-volt), é realizada através de constantes de calibração de alta precisão obtidas para medida para cada canal nos sistemas de calibração apresentados na Subseção 3.4.4.

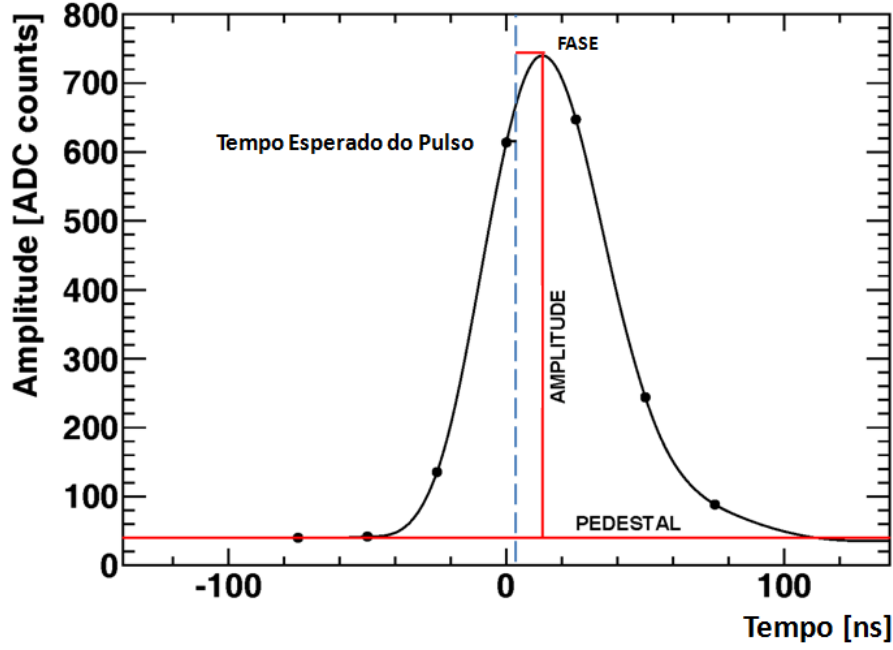


Figura 4.1: Sinal característico do TileCal e suas magnitudes (amplitude, pedestal e fase do pulso).

A fase τ , é definida como o tempo decorrido entre o pico do sinal (Figura 4.1) e o tempo esperado do pulso (próximo ao centro da janela de leitura). Este tempo de referência é calculado para cada canal em sistemas de calibração, levando em consideração o tempo de voo das partículas desde o ponto de interação. A variância da amplitude do sinal, que o método dos multiplicadores de Lagrange tem por objetivo minimizar, é dada por:

$$\text{var}(\hat{A}) = a'Ca, \quad (4.35)$$

onde C é a matriz de covariância do ruído das amostras do sinal. Durante o Run 1 o algoritmo OF utilizado foi denominado de OF2, devido às restrições impostas ao processo de otimização para o cálculo dos pesos. Como o ruído das amostras tinha característica predominantemente Gaussiana e decorrelacionada, a matriz de covariância podia ser aproximada como uma matriz identidade. O algoritmo também utilizava as seguintes restrições para a determinação dos pesos para a estimação de amplitude:

$$\sum_{i=1}^N \xi_i a_i = 1, \quad (4.36)$$

$$\sum_{i=1}^N \xi'_i a_i = 0, \quad (4.37)$$

$$\sum_{i=1}^N a_i = 0, \quad (4.38)$$

onde ξ é o vetor com as amostras do pulso característico do sinal do TileCal, e ξ' é a derivada desse vetor. A primeira restrição está relacionada à escala do fator de energia, a segunda e terceira restrições evitam que o procedimento de estimação fique sujeito a variações de fase e pedestal, respectivamente. No OF2 a combinação linear das constantes são calculadas de tal maneira que a subtração do pedestal não é necessária. Já na versão do algoritmo conhecida como OF1, onde a restrição da Equação 4.38 não é aplicada, o pedestal, que é obtido por meio de uma tomada de dados especial, é subtraído das amostras como mostra a equação abaixo:

$$\hat{A} = \sum_{i=1}^N (x_i - ped) a_i, \quad (4.39)$$

O algoritmo OF1, utilizando matriz identidade como matriz de covariância, possui desempenho similar ao algoritmo MF, quando o ruído pode ser aproximado por uma distribuição Gaussiana [68]. A energia reconstruída usada no *Trigger* e nos algoritmos *offline* do ATLAS é encontrada através da seguinte equação:

$$E_{canal} = \hat{A} \times C_{ADC \rightarrow pC} \times C_{pC \rightarrow GeV} \times C_{C_s} \times C_{Laser}, \quad (4.40)$$

onde \hat{A} é a amplitude da energia estimada dada em contagem de ADC, $C_{ADC \rightarrow pC}$ é uma constante de conversão de unidade (ADC *counts* para carga), definida através da calibração de CIS (*Charge Injection System*). A constante $C_{pC \rightarrow GeV}$ é outro fator de conversão (carga para energia), definida através de calibrações de *testbeam*, utilizando um feixe de elétrons com momento conhecido. Já a constante C_{C_s} é utilizada para corrigir não-uniformidades residuais após a equalização de ganhos em todos os canais, e é obtida pelo sistema de calibração de Césio; o termo C_{Laser} , não implementado atualmente, permite corrigir não-linearidades, caso existam, na resposta do PMT medida pelo sistema de calibração a laser.

4.7.2 Branqueamento do Ruído de Empilhamento com Algoritmo OF

O algoritmo OF, devido a sua simplicidade e eficiência, também foi o algoritmo escolhido para a reconstrução *online*.

O algoritmo apresenta um desempenho ótimo quando os efeitos do ruído de empilhamento não estão presentes, pois o ruído presente, principalmente ruído eletrônico, pode ser descrito como um ruído Gaussiano e, em geral, branco. Dessa forma, o ruído das amostras do sinal pode ser modelado como Gaussiano e decorrelacionado, e a matriz de covariância utilizada para calcular os pesos do algoritmo (Equação 4.35) pode ser descrita através de uma matriz identidade.

Entretanto, como visto no Capítulo 5, o aumento da luminosidade do LHC aumenta a taxa de ocupação nos calorímetros do ATLAS e, conseqüentemente, nas células do TileCal, principalmente nas células das camadas A e E, por estarem mais expostas e próximas do ponto de colisão. Isto acarreta um aumento na ocorrência de ruídos de empilhamento (*in-time* e *out-of-time*), deformando o sinal de interesse e tornando o ruído não-gaussiano sob tais condições.

Portanto, seria necessário aprimorar a forma de detecção do sinal e a estimação de amplitude para tratar o ruído de empilhamento na nova fase de operação do LHC. O procedimento adequado para lidar com o ruído de empilhamento exige um tratamento não-linear, o que é impraticável devido às limitações no tempo de processamento exigido para o *trigger*.

Uma abordagem proposta pela comunidade de estimação de energia no TileCal aprimora o algoritmo OF para lidar com o ruído de empilhamento, ela mostrou-se proveitosa pois mantém o uso de uma matriz de covariância do ruído das amostras no cálculo dos pesos do algoritmo e conserva o processo de minimização da variância da amplitude do sinal. Esta abordagem leva em consideração que a ocupação da maior parte das células do TileCal é baixa, se comparada com as células das camadas A e E. Logo a interferência do ruído de empilhamento no sinal dessas células, apesar de grande, é considerada como contribuição pontual, se comparada aos demais eventos. Essas contribuições isoladas, porém intensas, afetam a matriz de covariância de ruído, se calculada da forma convencional (Equação 4.41), levando em consideração todas as amostras.

$$cov(y, k) = \frac{\sum_{i,j=1}^M (y_i - \bar{y}) \times (k_j - \bar{k})}{N}, \quad (4.41)$$

onde \bar{y} e \bar{k} são os valores médios das variáveis y e k , respectivamente, e N é o número total de amostras no conjunto de dados. Por isso, a nova abordagem propõe uma forma alternativa de se calcular a matriz de covariância, minimizando as contribuições isoladas de ruído de empilhamento ao máximo e preservando toda ideia principal do algoritmo OF. O método utiliza uma forma alternativa de se estimar a matriz de covariância de um conjunto de dados baseada no *Minimum Covariance Determinant Estimator* (MCDE) [68]. A diferença neste estimador está no fato de ele selecionar, de forma aleatória, subconjuntos do conjunto de ruído das amostras

do sinal, para calcular a matriz de covariância (através da Equação 4.41). O algoritmo executa o procedimento repetidas vezes (500, por definição) e seleciona o subconjunto de dados de ruído que tenha gerado a matriz de covariância com o menor valor de determinante. Tal conjunto apresenta a menor covariância de ruído entre as amostras do sinal e, portanto, o subconjunto que melhor abstraiu as amostras isoladas (*outliers*) de ruído gerados pelo ruído de empilhamento. Um estudo, utilizando dados simulados de Monte Carlo de *Minimum Bias* do ATLAS, com cem mil eventos, foi realizado [68]. O estudo avaliou o desempenho das duas variações do algoritmo *Optimal Filter*, OF1 e OF2, utilizando matriz de identidade como matriz de covariância e utilizando uma matriz de covariância obtida pelo método MCDE. A Figura 4.2 mostra um resultado desse estudo, onde pode-se notar que, para esse conjunto de dados, o algoritmo OF1, utilizando matriz de covariância MCDE mostrou um desempenho melhor, reduzindo a cauda negativa (onde só existe ruído). Este método foi utilizado de forma *online*, como estimador de amplitude durante o Run 2 do TileCal [69].

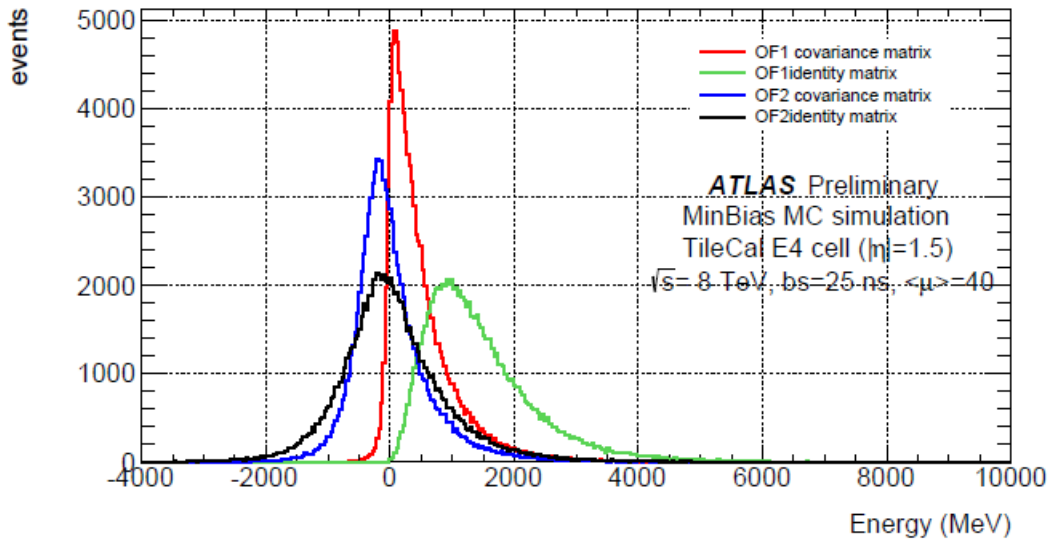


Figura 4.2: Distribuição de energia de uma célula do TileCal utilizando matriz identidade e MCDE para OF1 e OF2. Fonte: [68]

4.7.3 *Constrained Optimal Filter - COF*

Em condições de alto ruído de empilhamento, a matriz de covariância não é suficiente para descrever o ruído uma vez que as não linearidades provenientes do empilhamento de sinais se tornam mais expressivas. Visando aumentar a eficiência de estimação em tais condições, uma técnica alternativa chamada COF (Constrained

Optimal Filter) [70] foi recentemente proposta.

Diferentemente dos métodos baseados no algoritmo OF, o método COF não considera o empilhamento de sinais como ruído, e utiliza uma matriz de transformação que visa estimar a amplitude de todos os sinais possivelmente presentes numa mesma janela de leitura. Visto que o LHC é um experimento sincronizado (as colisões ocorrem a cada 25 ns), numa mesma janela de leitura do TileCal é possível observar até 7 sinais empilhados. O método COF opera em duas etapas: na primeira, o algoritmo detecta a presença de sinais de interesse em meio ao empilhamento do tipo OOT dentro de uma janela de leitura. A desconvolução dos sinais é realizada através da Equação 4.42, sendo Δ a matriz de desconvolução, com dimensão 7×7 , onde cada linha contém os valores do pulso de referência do sinal do TileCal deslocado. A decisão é feita comparando-se a amplitude dos sinais a um limiar. A principal vantagem desse estimador de amplitude é que seu projeto independe da luminosidade. Na segunda etapa, um estimador do tipo ótimo é utilizado para estimar a amplitude dos sinais detectados.

$$\hat{A} = \Delta^{-1}x, \quad (4.42)$$

A Figura 4.3 apresenta o resultado da estimação de energia utilizando o algoritmo COF, quando comparado ao OF2. Nota-se a diminuição do ruído, se comparado à cauda negativa da distribuição utilizando OF2.

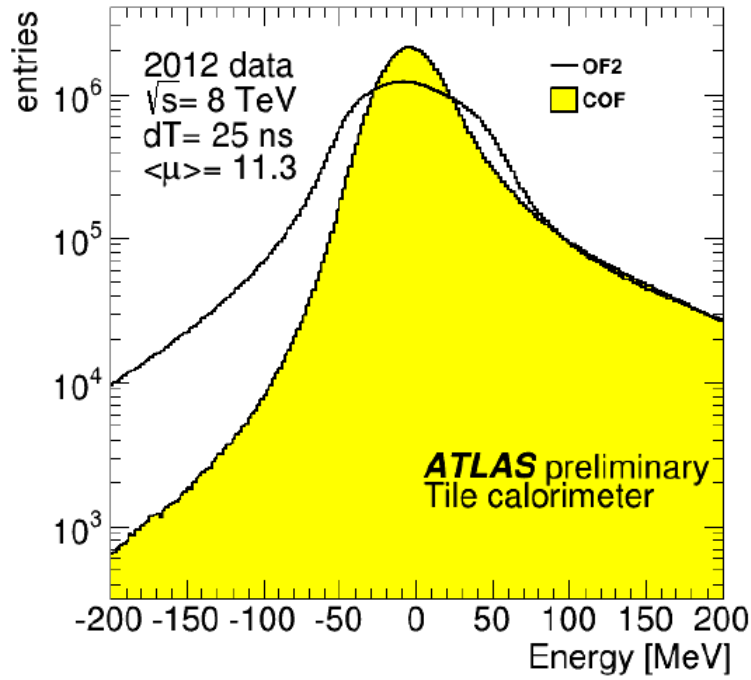


Figura 4.3: Distribuição de energia de células reconstruída com COF e OF2. Fonte: [69]

4.7.4 Estimação Online

Todos os algoritmos descritos anteriormente estão disponíveis na estrutura de *software* de estimação de energia do TileCal para serem utilizados de modo *offline*. Porém, como existe a necessidade de estimar a energia de forma online para, por exemplo, a seleção de eventos no *Trigger* do TileCal, também existe uma implementação *online* de estimação da amplitude de energia do sinal, que consiste na implementação de um dos algoritmos apresentados anteriormente em um DSP de ponto fixo, que realiza o cálculo dos pesos das 7 amostras e estima a amplitude do sinal; por se tratar de uma estimação *online* e utilizar um DSP de ponto fixo, existem algumas limitações na precisão dessa estimação mas que não impedem sua finalidade, esta estimação *online* é denominada pela sigla eDSP.

Capítulo 5

Redução de Ruído em Calorimetria

Neste capítulo, será apresentada uma descrição dos dois principais tipos de ruídos que afetam o sinal do TileCal, assim como uma ampla revisão da literatura dos principais trabalhos e métodos de redução de ruído em calorimetria adotados em experimentos de física de altas energias. Os trabalhos encontrados, relacionado ao tema, se concentram principalmente na correta escolha dos componentes eletrônicos que compõem o calorímetro, visando a minimização de ruído do calorímetro, ou então se relacionam com a decorrelação de ruído entre os canais de leitura de um calorímetro. Não foram encontrados trabalhos que tirassem proveito da existência de canais redundantes na amostragem de um mesmo valor de energia para minimizar o ruído da estimação de energia.

5.1 Flutuações em Calorímetros

Quando a calorimetria ainda utilizava detectores de partículas como as câmaras de bolhas e de nuvens, onde as trajetórias das partículas eram registradas em imagens fotográficas para serem estudadas, o ruído já era uma preocupação na calorimetria. Métodos como a Transformada de Hough, um método utilizado detectar trajetórias em imagens, inventado no CERN por Paul V. C. Hough em 1959 para analisar fotografias de experimentos com câmaras de bolhas [71], foram criados para detectar trajetórias de partículas em fotos digitalizadas em meio ao ruído. A necessidade de investigar, com cada vez mais profundidade, a natureza da matéria, fez com que a faixa de energia e a complexidade dos calorímetros envolvidos nesses experimentos se tornassem cada vez maiores, aumentando a exigência em desempenho para os sinais medidos. Em calorímetros de amostragem com meio ativo, que utilizam coleta direta da carga produzida, como na câmara de ionização (*Liquid Argon*) ou modo

proporcional (câmaras de fios), os sinais medidos normalmente acumulam alguns picocoulombs de carga por GeV de energia do chuveiro de partículas, havendo assim, inevitavelmente, flutuações nesse sinal. Essas flutuações podem ser sistemáticas, por exemplo, o processo da coleta de luz e a transformação de luz em sinal elétrico nas PMT, ou estaístico, por exmplo, flutuações aleatórias no processo de construção do sinal. Essas flutuações representam assim o ruído eletrônico dos sinais medidos; isto significa que a energia coletada, mesmo na ausência de um chuveiro de partículas, sofre flutuações de evento para evento. Estas flutuações são medidas em unidades de carga e uma vez que o calorímetro mede a energia do chuveiro de partículas na mesma unidade, o termo de ruído é equivalente a uma certa quantidade de energia, geralmente da ordem de MeV.

Essa flutuação intrínseca no sinal do canal de leitura do calorímetro depende de uma série de fatores como, o tempo da janela de leitura por evento, a capacitância do detector e propriedades da amplificação eletrônica da carga coletada. Uma vez que o desvio padrão do ruído eletrônico corresponde a uma certa quantidade de energia, a contribuição do ruído eletrônico na resolução de energia do calorímetro é proporcional ao inverso da quantidade de energia (E^{-1}) (ver Equação 2.8); essa dependência com a energia mostra que este termo de ruído domina a resolução de energia na região de baixas energias, prejudicando a qualidade da medição de energia do calorímetro nessa região [24]. Outra grande fonte de degradação do sinal produzido em colisores de partículas, além do ruído eletrônico, é a interferência de flutuações provenientes do empilhamento de sinais (*pile-up*), que pode afetar toda a faixa de energia.

5.1.1 Ruído Eletrônico no TileCal

Em calorímetros de cintilação, como o TileCal, onde os sinais dos PMT são digitalizados por meio de conversores analógico-digitais (*ADC*), na ausência de sinal no PMT, o ADC pode acumular uma certa quantidade de carga, resultando em um pedestal no sinal. Para encontrar os sinais resultantes da energia das partículas, o pedestal deve ser removido do sinal bruto. Contudo, o pedestal pode exibir flutuações devido a uma variedade de fontes de ruído e problemas eletrônicos, por exemplo, o mau casamento de impedância, mal aterramento das fontes de energia, entre outros [24]. Esta flutuação do pedestal afeta a resolução de energia dos calorímetros baseados em cintilação da mesma maneira que em calorímetros baseados em ionização. Parte dessas flutuações pode ser minimizada projetando-se, de maneira correta, os componentes eletrônicos envolvidos na leitura dos sinais. Porém, dada a grande quantidade de canais de leitura, a extrema condição de operação dos componentes sujeitos a degradações devido aos elevados campos magnéticos,

à radiação e a impossibilidade de se realizar uma manutenção periódica durante a operação, a presença de ruído nas saídas dos canais torna-se um fato comum.

Antes do início das colisões no LHC, no fim de 2009, a descrição do ruído do TileCal sofreu uma mudança de perfil, imprevista inicialmente, apresentando componentes não-Gaussianas [72]. A distribuição do ruído, que esperava-se ser Gaussiana, passou a apresentar uma característica de dupla-Gaussiana; a descrição do ruído do TileCal teve que ser alterada em diversos pacotes de análises e ferramentas de calibração. O principal motivo dessa mudança de perfil no ruído foi uma indesejável correlação do ruído (ver Figura 5.1) entre os canais de leitura em módulos do TileCal [73]. O ruído correlacionado no TileCal se manifestava em regiões de 6 ou 12 canais, que é a extensão respectiva dos digitalizadores e das placas-mãe de cada gaveta. Existem áreas na eletrônica de front-end (FE) da gaveta no TileCal que são mais sensíveis à interferência eletromagnética das *Low Voltage Power Supply* (LVPS), como os canais nas bordas entre duas gavetas [73].

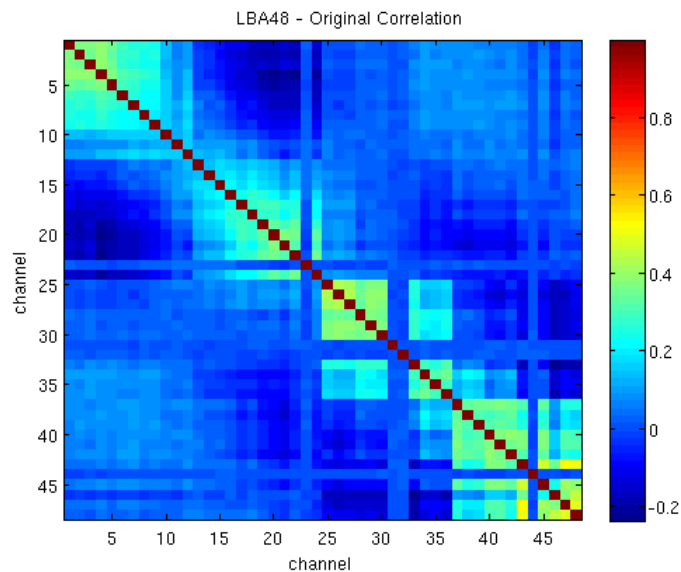


Figura 5.1: Ruído correlacionado no módulo 48 do TileCal (Dados de 2010).

Os módulos de potência das LVPS (versão 6.5.4), que alimentam as gavetas, apresentaram ainda durante a preparação para o início das operações diversos problemas, tais como: o projeto das placas dos módulos da LVPS; solda e montagem; estabilidade; falhas espontâneas [45]. Uma vez iniciadas as colisões e com a crescente luminosidade exigida no LHC, o sistema demonstrou sensibilidade para falhas (conhecidas como *trips*) e essas falhas eram correlacionadas com o aumento da luminosidade das colisões (ver Figura 5.2). Estas falhas se tornaram uma das principais

fontes de problemas para a operação do TileCal durante o Run 1, apenas em 2012 foram registradas 14.000 falhas relacionadas a LVPS. Procedimentos automáticos foram adotados pela colaboração para monitorar e recuperar esses módulos de potência em questão de algumas dezenas de segundos.

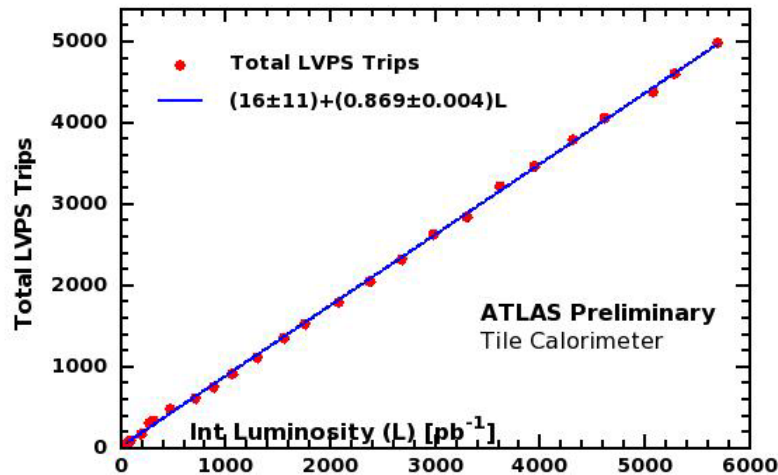


Figura 5.2: Relação entre o número de falhas nas LVPS e o aumento de luminosidade. Fonte: [72]

Essa quantidade de falhas e sua correlação como aumento da luminosidade, afetou a confiabilidade do sinal adquirido e, dado o previsto aumento da luminosidade prevista para o Run 2 do LHC, a colaboração decidiu pelo desenvolvimento de uma nova versão dos módulos de potência da LVPS. Os problemas críticos que precisaram ser resolvidos foram: travamento dos opto-isoladores; melhor gerenciamento térmico dos módulos; proteção contra descargas eletrostáticas dos circuitos integrados dos módulos de potência da fonte de alimentação de baixa tensão [45]. Com esta nova versão, houve uma redução significativa no ruído correlacionado dos canais em módulos do TileCal (ver Figura 5.3) e a distribuição do ruído eletrônico voltou a apresentar uma característica Gaussiana.

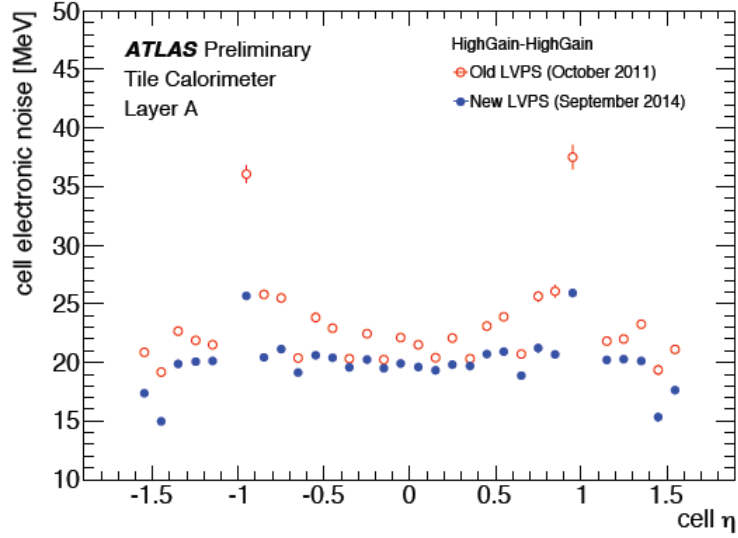


Figura 5.3: Comparação do ruído eletrônico das células do TileCal com a nova e a antiga versão da fonte de alimentação de baixa tensão. Fonte: [72]

5.1.2 Ruído de Empilhamento no TileCal

As flutuações causadas por empilhamento de sinais, conhecidas como ruído de *pile-up*, podem ser de dois tipos: *In Time Pile-up* e *Out of Time Pile-up* (OOT). Na primeira, o evento formador do sinal de interesse sofre a interferência de sinais produzidos por partículas que emergem de vértices secundários dentro do mesmo *bunch spacing*. Este tipo de ruído de *pile-up* pode ser observado pelo aumento no nível de ruído das células, além de aumentar, de forma linear, com o número de interações pertencentes a uma mesma colisão de feixes (dentro de um mesmo *bunch crossing* (μ), ver Figura 5.4) . Na Figura 5.4, podemos observar o aumento do ruído nas células de cada camada do TileCal, em função do número de colisões inelásticas em cada colisão de pacotes (em inglês, *bunch-crossing*) de partículas (em geral prótons).

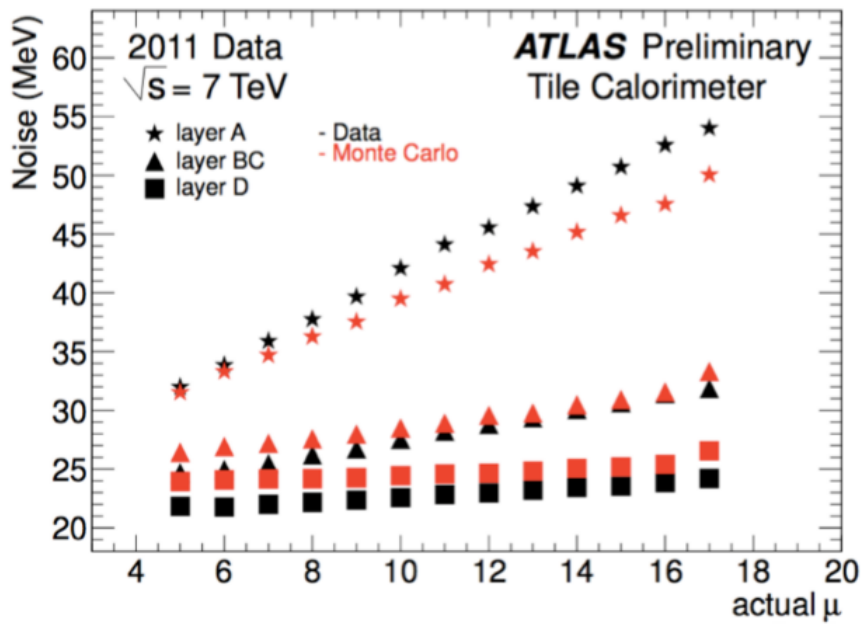


Figura 5.4: Ruído de empilhamento como função do número de interações por *bunch-crossing*. Fonte: [72]

Já no ruído de empilhamento do tipo *Out of Time*, ocorre uma sobreposição de sinais oriundos de diferentes colisões no detector, isto é, em eventos distintos, em sequência. Isto ocorre quando a janela de tempo entre as colisões é menor (quando se opera em alta luminosidade) do que o tempo que a eletrônica de leitura do detector necessita para gerar o sinal correspondente de cada colisão. No caso particular do TileCal, são necessários aproximadamente 150 ns para a eletrônica de leitura responder a uma colisão. Visto que o LHC foi projetado para operar com colisões a cada 25 ns, em condições de alta luminosidade o efeito de empilhamento de sinais pode ser observado em canais com maior ocupação (incidência de partículas). Esta sobreposição de impulsos deslocados no tempo, como ilustrado na Figura 5.5, resulta em mais uma fonte de ruído que compromete o sinal do detector. O ruído de empilhamento causa um impacto não-gaussiano na distribuição de energia e representa um dos maiores desafios para a detecção e estimação de sinais no TileCal e nos demais calorímetros modernos que trabalham com alta luminosidade.

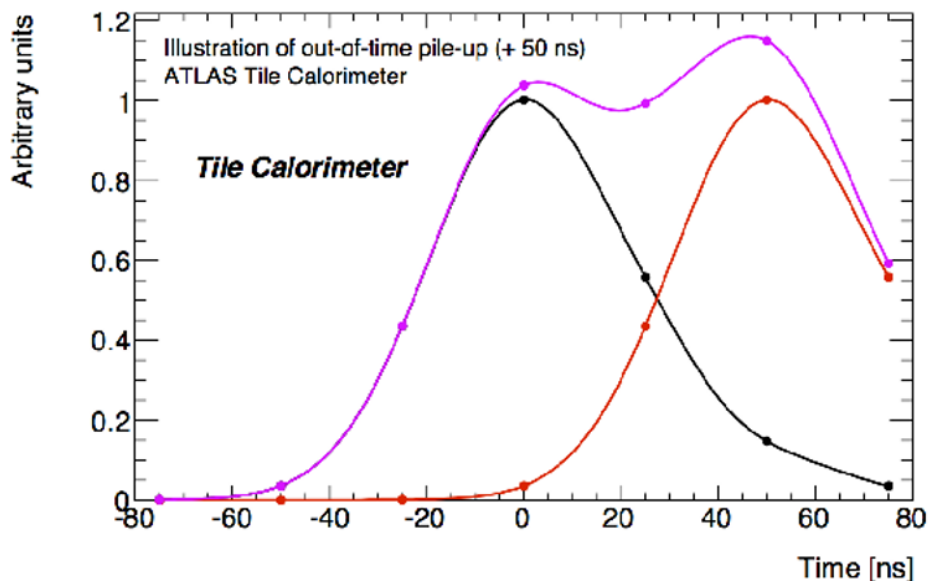


Figura 5.5: Ruído de empilhamento *Out of Time*. O sinal do evento atual, em preto, é corrompido pelo sinal de outro evento, em vermelho, e sinal resultante é visto em violeta. Fonte: [69].

5.2 Tratamento de Ruído em um Calorímetro de Argônio Líquido

Um dos trabalhos mais antigos e importantes, onde o problema do ruído em calorimetria aparece de maneira direta como um empecilho ao desenvolvimento do campo de estudo, foi realizado por W. J. Willis e V. Radeka, intitulado “*Liquid-Argon Ionization Chambers as Total-Absorption Detectors*” [74]; o trabalho de 1974 apresenta as principais características do então novo tipo de detector para a medida de energia através de absorção total, baseado em múltiplas placas de câmaras de íons, chamado câmara de Argônio líquido. O ruído nesse tipo de experimento pode ter várias origens; por exemplo, ruído do amplificador, *pile-up* (devido às partículas de fundo ou em casos de detectores de múltiplas partículas, o vazamento de energia de uma partícula de um dado evento, vazando o espaço de domínio de outra partícula). Já em 1974, os autores do trabalho afirmam que, para medir a carga de grandes câmaras de ionização com variações insignificantes de ruído eletrônico, um sistema otimizado de processamento de sinal seria essencial e discutem os elementos básicos para atingirem uma medição ótima da carga no calorímetro apresentado.

Um grande calorímetro, como o mostrado no artigo, envolve um grande número de placas e, por conseguinte, uma grande capacitância. O detector de teste descrito

neste artigo tem uma capacitância de cerca de 10^5 pF. A medição de carga é realizada observando-se uma fração da carga total produzida pela ionização, que é desviada para o amplificador de carga de medição. O melhor dispositivo amplificador de baixo ruído disponível na época tratava-se do transistor de efeito de campo (FET), que possuía uma capacitância de entrada da ordem de 10 pF. Conectado diretamente à câmara de ionização, tal amplificador “veria” somente uma parte em 10^4 da carga total, o que não é o bastante comparado ao ruído do amplificador. Portanto, esta desigualdade representava um caso de descasamento de impedância entre o detector e o amplificador. Um melhor compartilhamento de carga (e uma maior razão de sinal-ruído) pode ser alcançada se o detector e amplificador estiverem casados através do uso de um transformador, como pode ser visto na Figura 5.6.

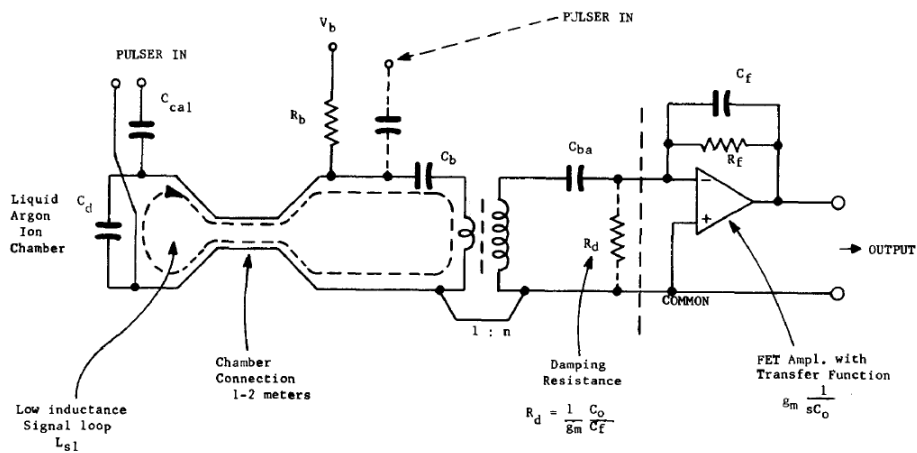


Figura 5.6: Circuito de configuração detector-amplificador. Fonte: [74]

Portanto, este trabalho se concentrou na realização do projeto de um transformador que faça o casamento da capacitância entre o detector e o circuito amplificador, para melhorar a relação entre sinal e ruído do detector. O trabalho de Veljko Radeka de desenvolver técnicas de construção para minimizar o ruído em detectores pode ser encontrado na publicação “*Low-Noise Techniques in Detectors*” atualizada ao longo das últimas décadas [75] [76]. Outros trabalhos também relacionados a técnicas de construção de componentes eletrônicos para minimização de ruído em detectores são “*Low noise design of readout electronics for microstrip vertex detectors*” [77] e “*Low noise electronics in elementary particle physics*” [78].

5.3 Método do Chi-Quadrado para Descorrelação de Ruído em um Calorímetro Hadrônico

O trabalho “*Correlated noise unfolding on a Hadronic Calorimeter*”, realizado por Miguel C. N. Fiolhais [73], propôs um método de descorrelação do ruído dos canais do TileCal. Este trabalho foi realizado para lidar como problema de ruído correlacionado entre vários canais de um módulo do TileCal causado pelos módulos antigos da LVPS. Como visto anteriormente, o problema do ruído correlacionado no TileCal desempenhou um papel importante na degradação das flutuações do pedestal do TileCal. Para solucionar este problema, o trabalho considerou uma abordagem geral com base em princípios fundamentais que não dependem da fonte específica do ruído. A abordagem apresentada assumiu que a medição de ruído observado (w_i), em um determinado canal i de um dado módulo do TileCal, é uma combinação de componentes de ruído (β_i) somada a uma contribuição que depende da resposta de todos os demais canais de leitura do módulo como um todo e, provavelmente, dominada pelos canais vizinhos mais próximos. A abordagem mais simples para descrever a medição do ruído no canal i foi considerar w_i como sendo uma combinação linear entre a componente de ruído intrínseco (β_i) e uma soma ponderada dos sinais de todos os outros canais de leitura no módulo, ou seja:

$$w_i = \beta_i + \sum_{j \neq i}^N \alpha_{i,j} w_j, \quad (5.1)$$

onde w_i e w_j representam o ruído dos canais i e j respectivamente. O parâmetro $\alpha_{i,j}$ pondera a contribuição do ruído medido de outros canais na composição do ruído do canal i . O ruído medido de cada canal pode ser comparado com o modelo apresentado acima usando-se o método de chi-quadrado:

$$\chi^2 = \sum_{Events} \frac{\left[w_i - (\beta_i + \sum_{k \neq i}^N \alpha_{i,k} w_k) \right]^2}{\sigma_i^2}, \quad (5.2)$$

que pode ser minimizado (individualmente para cada canal) com respeito a $\alpha_{i,j}$ e β_i do modelo,

$$\frac{\partial \chi_i^2}{\partial \alpha_{i,1}} = \frac{\partial \chi_i^2}{\partial \alpha_{i,2}} = \dots = \frac{\partial \chi_i^2}{\partial \alpha_{i,N}} = \frac{\partial \chi_i^2}{\partial \beta_i} = 0 \quad (5.3)$$

Esta técnica assume que as correlações de ruído são as mesmas, independentemente da amplitude do sinal. As informações da correlação do ruído (incorporado na matriz α) podem ser extraídas a partir da primeira das sete amostras digitalizadas do pulso do sinal e da própria matriz de α :

$$\begin{pmatrix} 0 & \alpha_{1,2} & \dots & \alpha_{1,N} \\ \alpha_{2,1} & 0 & \dots & \alpha_{2,N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{N,1} & \alpha_{N,2} & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

Os valores de $\alpha_{i,j}$ e β_i são obtidos através do processo de minimização. A reconstrução do sinal no canal i (s_i^{rec}) é realizada através da remoção do offset estimado durante o processo de minimização β_i e aplicando a matriz α para os valores medidos de todos os outros canais do módulo de acordo com,

$$s_i^{rec} = s_i - (\alpha_{i,1}w_1 + \alpha_{i,2}w_2 + \dots + \beta_i + \dots + \alpha_{i,N}w_N) \quad (5.4)$$

Se o método proporciona uma boa descrição das correlações no padrão de ruído, pode-se esperar que a distribuição de ruído se torne mais estreita depois de corrigir os efeitos indesejáveis, ou seja, mais próxima da distribuição do ruído intrínseco.

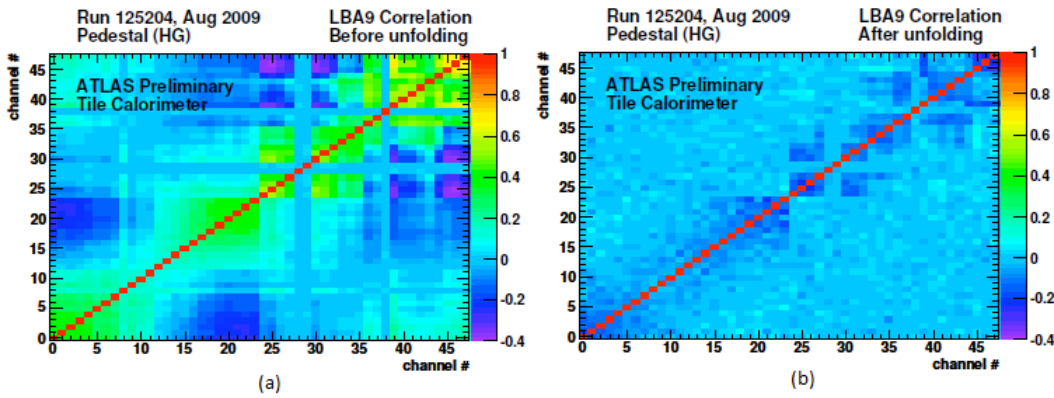


Figura 5.7: Correlação do ruído entre todos os canais do módulo 9 do barril central A do TileCal, antes (a) e depois (b) da aplicação do método. Fonte: [73]

Na Figura 5.7 (a), as correlações entre os canais são claramente visíveis em sinais de *high-gain* (HG). As regiões com altos e baixos valores de correlação estão refletindo a configuração de hardware do TileCal. A Figura 5.7 (b) mostra que as correlações foram reduzidas após a aplicação do método de descorrelação de chi-quadrado.

O canal 47 visto na Figura 5.8 (a), é um exemplo de um canal com alta correlação de ruído com os demais canais. Na Figura 5.8 (b), o pedestal reconstituído do canal 19 do módulo LBA23 é apresentado em ADC *counts* antes (pontos vermelhos) e depois (linha azul) de se aplicar a descorrelação de chi-quadrado. O canal 19 é um exemplo de um canal com pouco ruído correlacionado e pode-se observar que a distribuição permanece descorrelacionada após a aplicação do método. Podemos observar que a cauda é reduzida, após a aplicação do método.

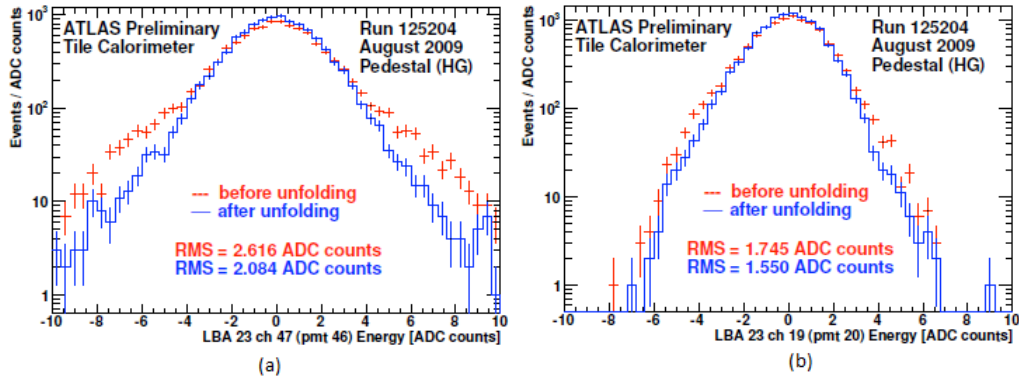


Figura 5.8: Distribuição de ruído do canal 47 (a) e 19 (b) do módulo 23 do barril central do TileCal antes e depois da aplicação do método. Fonte: [73]

O método proposto por Fiolhais para remover o componente de ruído correlacionado do TileCal foi testado e apresentou bons resultados na decorrelação dos canais em módulos do TileCal em eventos de pedestal. Porém, este método se tornou obsoleto após as novas versões dos módulos das LVPS.

5.4 Correlação e Decorrelação de Ruído em Detectores Bolômétricos

Neste trabalho, realizado por C. Mancini-Terracciano e M. Vignatia [79] foi utilizada uma técnica de *denoising* em frequência para decorrelacionar o ruído em um detector de bolômetros utilizado para detectar quantidades muito pequenas de energia. Bolômetros são detectores mediados de *phonon* (quantum de energia vibracional) nos quais a energia das interações de partículas é convertida em energia térmica e medida através do aumento da temperatura. Ou seja, o bolômetro mede a energia de partículas ou radiação incidente através do calor (no sentido térmico do termo) gerado quando da interação com o elemento absorvedor do bolômetro (assim como os primeiros calorímetros na origem do estudo da calorimetria). São usados em experimentos de física de partículas para procurar processos raros, como decaimento beta duplo sem neutrinos ($0\nu\text{DBD}$) e interações da matéria escura (um dos campos mais promissores em física de partículas). Eles apresentam uma excelente resolução de energia, alguns keV, ao longo de um intervalo de energia que se estende a partir de alguns keV até vários MeV. No entanto, a resolução pode ser limitada pelo ruído induzido pelas vibrações do aparelho mecânico. Nas matrizes de bolômetros, parte deste ruído é correlacionado entre bolômetros diferentes e pode ser removida utilizando um algoritmo de decorrelação multicanal.

O experimento CUORE (*Cryogenic Underground Observatory for Rare Events*)

visa à procura do decaimento beta duplo sem neutrinos do telúrio Te^{130} (um isótopo relativamente abundante do elemento telúrio), utilizando uma matriz de 988 bolômetros de 750g cada [79]. Operando a uma temperatura de cerca de 10 mK, estes detectores apresentam uma ótima resolução de energia. O decaimento beta duplo sem neutrino ($0\nu\beta\beta$) é um processo teórico que pode, se comprovado, ocorrer muito raramente em alguns elementos onde o neutrino (ν) emitido pelo decaimento beta de um nêutron ($n \rightarrow p + e^- + \nu$) é absorvido no decaimento beta simultâneo de outro nêutron ($\nu + n \rightarrow p + e^-$) (ver Figura 5.9). Isto pode ocorrer apenas se o neutrino for a sua própria anti-partícula e, portanto, uma partícula denominada "Majorana", ao contrário de todos os outros constituintes conhecidos da matéria (por exemplo, os elétrons e quarks), que são conhecidos como partículas de Dirac. O decaimento $0\nu\beta\beta$ é o único caminho viável para descobrir se o neutrino é uma partícula de Majorana. Se observada, esta descoberta terá enormes consequências para a física nuclear, para a física de partículas, astrofísica e para a cosmologia. Uma observação dos decaimentos $0\nu\beta\beta$ também tem o potencial para determinar a massa absoluta de neutrinos, que até então é desconhecida. O decaimento $0\nu\beta\beta$, portanto, oferece uma oportunidade única para sondar a natureza fundamental dos neutrinos.

Um detector utilizando 62 bolômetros, conhecido como CUORICINO, foi testado no *Laboratori Nazionali del Gran Sasso* (LNGS) na Itália entre 2003 e 2008, e comprovou a viabilidade técnica bolométrica do cristal de TeO_2 [79]. O experimento CUORE terminou sua montagem no verão de 2014 e seu comissionamento foi concluído dois anos depois, no verão de 2016.

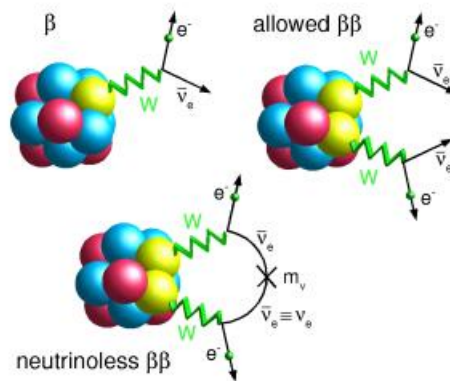


Figura 5.9: Decaimento $0\nu\beta\beta$. Fonte: [79]

As vibrações do aparelho criogênico, que mantém o sistema a baixas temperaturas, introduzem um ruído que limita a resolução de energia em baixas energias. Uma vez que todos bolômetros estão contidos na mesma estrutura, parte do ruído de vibração deverá ser correlacionado. Foi apresentado então um método para estimar

o ruído correlacionado entre os diferentes bolômetros, e um método para removê-lo. A aplicação aos dados do experimento CUORICINO mostraram que o ruído correlacionado é visível e que pode ser eficientemente removido. A estrutura do detector CUORE será diferente da estrutura do experimento CUORICINO, e, portanto, um ruído de vibração diferente é esperado. Os bolômetros CUORICINO e CUORE são compostos de duas partes principais, um cristal de TeO_2 e um termistor transmutado de nêutrons dopado com germânio (Ge-NTD).

O cristal possui a forma de cubo ($5 \times 5 \times 5 \text{ cm}^3$) e o termistor está acoplado ao cristal, atuando como um termômetro. Quando a energia da partícula é liberada no cristal, sua temperatura aumenta e altera a resistência do termistor. Para ler o sinal, o termistor é polarizado com uma corrente constante, a qual é fornecida por um gerador de tensão e uma resistência de carga em série com o termistor. A resistência do termistor varia no tempo, com a temperatura, e com a tensão entre o sinal do bolômetro. O valor da resistência de carga é escolhido para ser muito maior do que a do termistor, de maneira que a tensão através do termistor é proporcional à sua resistência. Os cabos que ligam o termistor para a eletrônica introduz uma capacitância parasita não negligenciável.

A resposta típica dos bolômetros para partículas que incidem sobre o cristal é da ordem de 100 mV/MeV . A largura de banda de frequência de sinal varia de $0\text{-}10 \text{ Hz}$, enquanto que os componentes de ruído estendem-se a frequências mais elevadas.

O sinal é amplificado, filtrado com um filtro ativo de Bessel com 6 pólos com uma frequência de corte de 12 Hz e, em seguida, adquirido com um ADC de 18 bits com amostragem frequência de 125 Hz . O ganho dos amplificadores varia entre $500\text{-}10\,000 \text{ V/V}$ e é ajustado para cada bolômetro para regular os sinais ao alcance do ADC, que é de $\pm 10.5 \text{ V}$ [79].

Os 62 bolômetros do experimento CUORICINO foram dispostos em uma torre de 13 andares: 11 desses andares foram compostos por quatro bolômetros de $5 \times 5 \times 5 \text{ cm}^3$ cada, e dois andares foram compostos por nove pequenos bolômetros de $3 \times 3 \times 6 \text{ cm}^3$ cada. O experimento CUORE usou apenas cristais de $5 \times 5 \times 5 \text{ cm}^3$ ordenados em 19 torres de 13 andares cada (ver Figura 5.10). A eletrônica de *front-end*, que fornece a alimentação, as resistências de carga e o amplificador são colocados fora do criostato em temperatura ambiente.

Vibrações da estrutura do detector geram dois tipos de ruído: térmico e microfônico. O ruído térmico é devido às vibrações dos cristais que induzem flutuações de temperatura dos próprios cristais. O ruído no microfone é devido às vibrações dos fios que conectam o termistor à tomada do criostato. O espectro de potência do ruído típico é mostrado na Figura 5.11, os picos na figura são atribuídos a microfonia, enquanto a parte contínua é atribuída às vibrações do cristal.

O sistema aquisição de dados ligados às placas ADC implementa dois tipos de

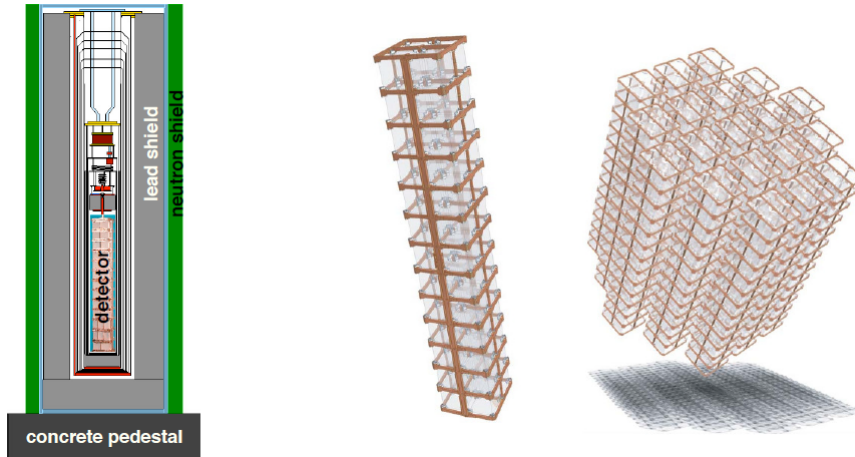


Figura 5.10: Torre do experimento CUORICINO dentro do sistema de resfriamento (esquerda). Uma torre do experimento CUORE (centro). Uma matriz de torres experimento CUORE (direita). Fonte: [79]

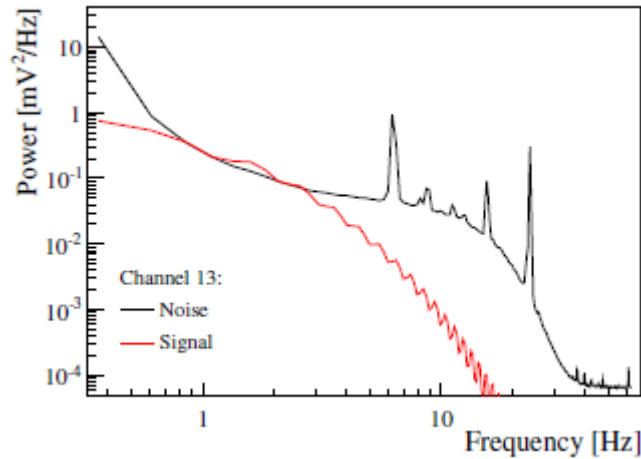


Figura 5.11: Espectro de potência do sinal e do ruído. Fonte: [79]

trigger de software. O primeiro *trigger* é acionado quando um sinal é detectado em um bolômetro, o segundo dispara aleatoriamente para adquirir ondas sonoras. Para estimar a correlação de ruído, a aquisição foi programada para adquirir simultaneamente dados de todos os bolômetros do experimento quando o *trigger* de sinal ou o ruído é disparado em um bolômetro.

5.4.1 Correlação do Ruído

O espectro de potência de ruído é estimado a partir de um grande número de formas de ondas adquiridas com o *trigger* aleatório, removendo aquelas que, por acaso, contenham sinais. O espectro de potência $PS_i(\omega)$ de cada canal do bolômetro i é calculado como:

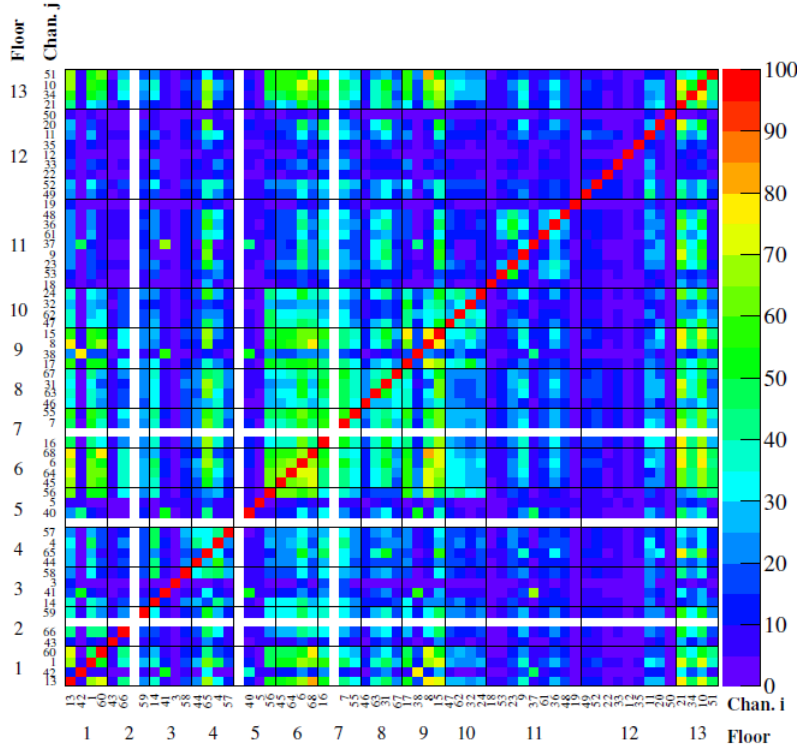


Figura 5.12: Correlação do ruído nos canais do experimento CUORICINO. Fonte: [79]

$$N_i(\omega) = E [\mathcal{F}_i(\omega) \times \mathcal{F}_i^*(\omega)], \quad (5.5)$$

onde $\mathcal{F}_i(\omega)$ é a transformada discreta de Fourier (DFT) da forma de onda do ruído. A covariância entre o ruído dos canais dos bolômetros i e j é estimada da seguinte forma:

$$C_{i,j}(\omega) = E [\mathcal{F}_i(\omega) \times \mathcal{F}_j^*(\omega)]. \quad (5.6)$$

5.4.2 Descorrelação do Ruído

Nos bolômetros de TeO_2 o ruído é puramente aditivo ao sinal, significando que a forma de onda $x(t)$ observada na presença do sinal de amplitude A pode ser expressa como:

$$x(t) = A \times s(t) + w(t), \quad (5.7)$$

onde $s(t)$ é a forma de onda do sinal. Uma vez que o ruído em diferentes bolômetros é parcialmente correlacionado, é possível remover parte de $w(t)$ de $x(t)$ usando a forma de onda de outros bolômetros, nos quais somente ruído está presente. Assumindo que cada componente de frequência de $\mathcal{F}_i(\omega)$ é normalmente distribuído, a distribuição

de probabilidade multidimensional dos ruídos em todos os bolômetros, ou seja, $\mathcal{F}^{\rightarrow} = \{\mathcal{F}_1(\omega), \mathcal{F}_2(\omega), \dots, \}$ pode ser escrita como:

$$P [\vec{\mathcal{F}}(\omega)] \propto \exp \left(-\frac{1}{2} \vec{\mathcal{F}}^{\dagger}(\omega) C^{-1}(\omega) \vec{\mathcal{F}}(\omega) \right), \quad (5.8)$$

onde C é a matriz de covariância. A distribuição de probabilidade do ruído no bolômetro i pode ser obtida integrando o ruído de outros bolômetros:

$$P [\mathcal{F}_i(\omega)] \propto \exp \left[-\frac{C_{ii}^{-1}(\omega)}{2} \left(\mathcal{F}_i(\omega) + \sum_{j \neq i} \frac{C_{ij}^{-1}(\omega)}{C_{ii}^{-1}(\omega)} \mathcal{F}_j(\omega) \right)^2 \right]. \quad (5.9)$$

A equação acima representa uma Gaussiana com média igual a $\left[-\sum_{j \neq i} \frac{C_{ij}^{-1}(\omega)}{C_{ii}^{-1}(\omega)} \mathcal{F}_j(\omega) \right]$ e variância $1/C_{ii}^{-1}$. O valor descorrelacionado de $\mathcal{F}_i(\omega)$ pode ser obtido para cada forma de onda como:

$$\mathcal{F}_i^d(\omega) = \mathcal{F}_i(\omega) + \sum_{j \neq i} \frac{C_{ij}^{-1}(\omega)}{C_{ii}^{-1}(\omega)} \mathcal{F}_j(\omega). \quad (5.10)$$

E seu espectro de potência é esperado ser de:

$$PS_i^d(\omega) = \frac{1}{C_{ii}^{-1}(\omega)}. \quad (5.11)$$

Uma forma de onda genérica $x_i(t)$ no bolômetro i , contendo somente ruído ou ruído mais sinal, pode ser descorrelacionada usando o ruído dos outros bolômetros como:

$$x_i^d(\omega) = x_i(\omega) + \sum_{j \neq i} \frac{C_{ij}^{-1}(\omega)}{C_{ii}^{-1}(\omega)} \mathcal{F}_j(\omega) = A s_i(\omega) + \mathcal{F}_i^d(\omega). \quad (5.12)$$

Uma vez que a matriz de covariância é estimada a partir dos dados, as formas de onda de cada bolômetro são descorrelacionadas utilizando a Equação 5.12 e o efeito no espectro de potência pode ser previsto pela Equação 5.11.

Os dados coletados pelo experimento CUORICINO foram divididos em dois grupos. O primeiro grupo de dados foi utilizado para se estimar a matriz de correlação dos canais do detector e o espectro de potência esperado do ruído, o segundo grupo de dados foi utilizado para verificar se os resultados da aplicação do algoritmo de descorrelação da forma de onda foram considerado consistente com as expectativas. Na Figura 5.13 pode-se observar que o espectro de potência do ruído diminuiu em baixas frequências e os picos microfônicos de ruído foram eliminados. Porém, ao utilizar todos os demais canais para descorrelacionar cada canal tornou o custo computacional do método elevado uma vez que deve-se calcular a DFT de cada canal utilizado. Como o experimento CUORE tem 988 bolômetros ao invés de 62 do experimento CUORICINO, os autores testaram a descorrelação de um canal utilizando

um número reduzido de bolômetros. Para isso, eles selecionaram 11 canais mais correlacionados ao canal 13 para realizar a decorrelação e calcularam o espectro de potência esperado do ruído do canal 13 decorrelacionado (linha vermelha). O resultado obtido foi equivalente àqueles obtidos utilizando todos os demais canais na decorrelação.

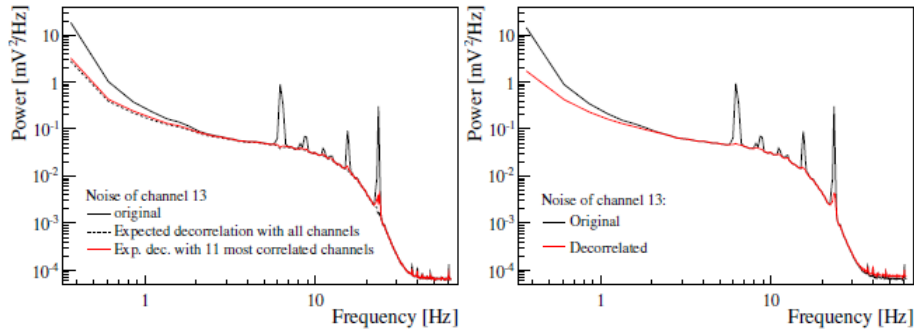


Figura 5.13: Espectro de potência original do ruído do canal 13 (linha sólida), o espectro de potência do canal 13 já decorrelacionado utilizando todos os demais canais (linha tracejada) e o espectro de potência do canal 13 decorrelacionado utilizando apenas 11 canais (linha vermelha). Fonte: [79]

O espectro de ruído obtido na forma de onda decorrelacionada com a Equação 5.12 é mostrado na Figura 5.13 (à direita), a variância do ruído foi reduzida de 2,0 mV para 1,2 mV (equivalente a 3,6 keV e 2,2 keV). A Figura 5.14 mostra a resolução de energia de todos os canais do detector antes e depois da decorrelação, em alguns canais a redução superou 50%.

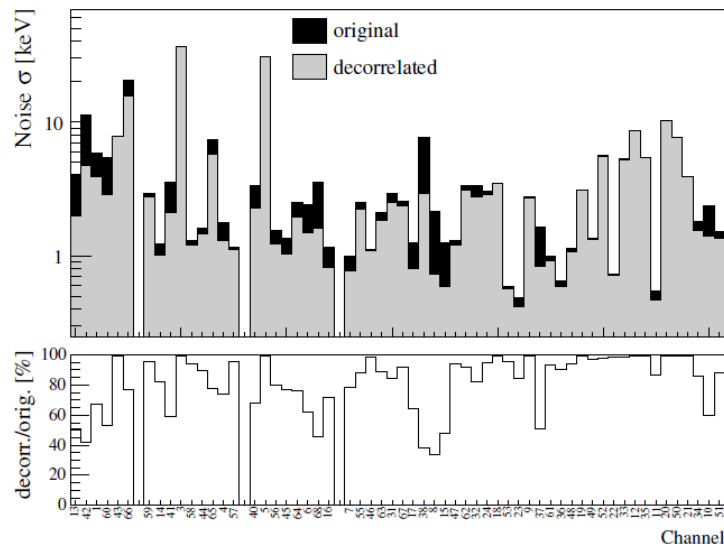


Figura 5.14: Resolução do ruído dos canais do experimento CUORICINO. Fonte: [79]

Portanto, a proposta de *denoising* em frequência demonstrou que o ruído correlacionado entre os 62 bolômetros do experimento CUORICINO, causado por vibrações da estrutura do detector pode ser removido de forma eficiente através de uma técnica de processamento de sinal digital usada para a descorrelação de ruído.

Capítulo 6

Métodos Propostos

Neste capítulo, serão apresentados os métodos desenvolvidos no presente trabalho. Iremos apresentar novas abordagens para se avaliar o desempenho de algoritmos de estimação de energia utilizando dados com energia real de colisões em experimentos de física de altas energias. Também iremos propor a utilização de um método de redução de ruído que melhora a estimação de energia utilizando agrupamentos de canais. Mostraremos, ainda, que o método de redução de ruído pode ser utilizado para detectar canais ruidosos e atuar como um qualificador dos canais de um calorímetro.

6.1 Método de Estimação de Energia em Agrupamentos de Canais de Leitura

Como visto no Capítulo 4, as bordas das telhas cintiladoras, nas células de leitura do TileCal, são "lidas" por conjuntos de fibras ópticas e por dois PMT diferentes, ou seja, sempre que uma partícula atravessa uma célula do TileCal e deposita parte de sua energia nesta célula, temos duas observações do mesmo evento. O método de redução de ruído em células com canais redundantes, proposto em [80], consiste em utilizar a redundância de leitura existente nas células de um calorímetro, como o TileCal, para realizar a estimação de energia ao nível da célula, em contraposição ao método utilizado atualmente, que consiste em apenas somar, com pesos iguais, os dois canais de leitura da célula. O projeto de dupla leitura em células de um calorímetro já foi utilizado em outros experimentos de física de altas energias, como nas células de leitura do detector de partículas ZEUS localizado no acelerador de partículas DESY na Alemanha [24]; no detector CHORUS localizado no CERN [81]; nas células de leitura do Telescópio Subaquático de Neutrinos, situado no lago Baikal na Rússia [82]; assim como em células de leitura do detector SPS (*Super Proton Synchrotron*), no CERN [24]. Esse modelo de leitura dupla é utilizado,

principalmente, para permitir o cálculo exato da posição em que a partícula penetrou a célula. Além disso, no caso de falha de um dos canais, o canal restante substitui o canal defeituoso, evitando assim que a célula de leitura seja totalmente desativada. Para realizar a estimação de energia a nível de célula, propomos a utilização de um estimador para minimizarmos o ruído dos canais de leitura e otimizarmos a energia estimada da célula.

O procedimento consiste em utilizar pesos diferentes para cada um dos dois canais da célula de leitura, levando-se em conta a característica do ruído e a possível correlação existente em cada par de canais de uma célula; dessa maneira, podemos minimizar a contribuição de um canal ruidoso em uma célula e, até mesmo, eliminar canais defeituosos que, por ventura, não tenham sido identificados e suprimidos pelo sistema de calibração e monitoramento de canais do calorímetro em questão. Este procedimento complementa a estimação da amplitude de energia realizada pelos algoritmos de reconstrução de energia disponíveis, por exemplo, *Optimal Filter* e *Matched Filter*, que realizam a estimação de energia de forma individual nos canais de leitura. Usualmente a energia da célula é obtida somando-se a energia estimada dos canais que compõem a célula, que são somados da forma simples abaixo:

$$E_{cell} = E_{ch_1} + E_{ch_2}, \quad (6.1)$$

onde E_{ch_1} e E_{ch_2} representam a energia (amplitude do sinal) estimada dos canais 1 e 2 da respectiva célula de leitura.

Esta abordagem não é ótima (no sentido de minimização da variância do ruído), quando o ruído dos canais forem gaussianos e possuírem variâncias diferentes, sendo ou não correlacionados. Portanto, existe uma abordagem ótima para maximizar a relação sinal-ruído da célula, melhorando assim sua resolução de energia:

$$E_{cell_{opt}} = a_1 E_{ch_1} + a_2 E_{ch_2}, \quad (6.2)$$

sendo,

$$a_1 + a_2 = 2, \quad (6.3)$$

para manter o patamar de energia da célula.

A estimativa de ruído, utilizada para calcular o peso para cada canal, pode ser encontrada de diferentes formas: utilizando a informação do pedestal estimado por um dos algoritmos de estimação de amplitude; admitindo-se como uma aproximação do ruído à primeira amostra do sinal, pois não contém a informação de amplitude

de energia; ou através de uma tomada de dados contendo somente ruído eletrônico (conhecido como *Run* de pedestal) realizado periodicamente no TileCal. Para calcular os pesos neste método, realiza-se o cálculo da matriz de covariância (no caso do estimador MVU) e da variância do ruído (no caso do estimador MLE), sendo assim necessário um acúmulo estatístico de informação de ruído para se obter uma descrição apropriada do ruído em cada canal. Tanto o cálculo dos pesos, quanto a ponderação dos canais pode ser realizado de maneira *online*, contanto que haja disponibilidade computacional nas placas de *Read-Out Drivers* (ROD) da eletrônica de *back-end* do TileCal.

O estimador MVU leva em consideração uma possível correlação entre o ruído dos canais e, como visto no Capítulo 5, pode ser generalizado para abranger o caso onde o ruído aditivo é colorido. Com o estimador MVU podemos encontrar a energia ótima da célula utilizando a Equação 4.23, para o caso de dois canais por célula ($N = 2$), como no TileCal, a equação fica da seguinte maneira:

$$\hat{E}_{célula} = 2 \frac{1^T C^{-1}}{1^T C^{-1} 1} \hat{E}_{canais}, \quad (6.4)$$

onde a constante 2 possui a função de garantir o nível de energia total na célula, \hat{E}_{canais} é o vetor com a energia estimada dos canais e C é a matriz de covariância do ruído dos canais. Sendo $\sigma_{w_j}^2$ a variância do ruído do canal j e $Corr_{w_1 w_2}$ a correlação entre o ruído dos canais, os pesos da soma ponderada são obtidos da seguinte forma:

$$a_{1,2} = \frac{\sigma_{w_{2,1}}^2 - C_{w_1 w_2}}{\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2 - 2Corr_{w_1 w_2}}. \quad (6.5)$$

O estimador MLE assume que o ruído dos canais de leitura da célula são descorrelacionados, aditivo, branco e Gaussiano. O estimador MLE atribui um peso maior ao canal que possuir a menor variância de ruído e um peso menor ao canal que possuir uma variância maior [65]. Como visto na Seção 4.6, no estimador MLE os pesos para cada canal serão obtidos da seguinte maneira:

$$a_j = \frac{1}{\sigma_{w_j}^2} \left(\sum_{i=1}^2 \frac{1}{\sigma_{w_i}^2} \right)^{-1} \quad j = 1, 2. \quad (6.6)$$

$$a_{1,2} = \frac{\sigma_{w_{2,1}}^2}{\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2}.$$

A variância do estimador MLE será dada por:

$$\sigma_{MLE}^2 = a_1^2 \times \sigma_{w_1}^2 + a_2^2 \times \sigma_{w_2}^2 \quad (6.7)$$

$$\sigma_{MLE}^2 = \left(\frac{\sigma_{w_2}^2}{\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2} \right)^2 \times \sigma_{w_1}^2 + \left(\frac{\sigma_{w_1}^2}{\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2} \right)^2 \times \sigma_{w_2}^2 = \frac{\sigma_{w_2}^4 \sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_1}^4 \sigma_{w_2}^2}{(\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2)^2},$$

$$\sigma_{MLE}^2 = \frac{\sigma_{w_1}^2 \sigma_{w_2}^2 (\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2)}{(\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2)^2} = \frac{\sigma_{w_1}^2 \sigma_{w_2}^2}{(\sigma_{w_1}^2 + \sigma_{w_2}^2)}. \quad (6.8)$$

6.1.1 Estimação de Energia Em Torres de Trigger

O método apresentado nessa seção, proposto inicialmente para células, pode ser estendido para ser aplicado também em torres de *trigger* do TileCal, que também utilizam a soma de canais do calorímetro de forma conjunta para estimar a energia da partícula. As torres de *trigger* do TileCal são construídas adicionando linearmente vários canais das três camadas de células de um módulo, geralmente dois da camada A, dois da camada B e um da camada D. A soma desses sinais analógicos, juntamente com a soma dos sinais de torres do calorímetro eletromagnético, são utilizadas para o acionamento do primeiro nível de *trigger*, permitindo, assim, realizar a seleção de eventos *online* com base no limiar de energia transversa para jatos únicos ou múltiplos e/ou a falta de energia transversa. As Tabelas 6.1 e 6.2 mostram: a posição em η da torre, os canais e células que compõe as torres, além da posição do PMT no módulo e posição no somador analógico.

Tabela 6.1: Canais que formam as Torres de *Trigger* do Barril do TileCal Fonte: [1].

Barril			
Eta (η)	Células	PMT Posição	Posição no Somador
0.0-0.1	A1R A1L BC1R BC1L D0R	5 2 3 4 1	4
0.1-0.2	A2R A2L BC2R BC2L	9 6 7 8 14	7
0.2-0.3	A3R A3L BC3R BC3L D1R	11 10 13 12 15	10
0.3-0.4	A4R A4L BC4R BC4L D2L	19 16 17 18 26	15
0.4-0.5	A5R A5L BC5R BC5L D2R	21 20 23 22 27	21
0.5-0.6	A6R A6L BC6R BC6L D3L	25 24 29 30 40	28
0.6-0.7	A7R A7L BC7R BC7L D3R	31 28 35 36 43	31
0.7-0.8	A8R A8L BC8R BC8L	37 34 41 42	34
0.8-1.0	A9R A9L B9R B9L A10R A10L	39 38 45 46 47 48	42

Tabela 6.2: Canais que formam as Torres de *Trigger* do Barril Estendido do TileCal
 Fonte: [1].

Barril Estendido			
Eta (η)	Células	PMT Posição	Posição no Somador
0.8-1.0	C10R C10L D4R D4L D5R	5 6 3 4 17	7
1.0-1.1	B11R B11L D5L	9 10 18	10
1.1-1.2	A12R A12L B12R B12L D6R	7 8 15 16 37	21
1.2-1.3	A13R A13L B13R B13L D6L	11 12 23 24 38	15
1.3-1.4	A14R A14L B14R B14L	21 22 33 34	28
1.4-1.6	A15R A15L B15R B15L A16R A16L	29 30 43 44 41 42	34
Gap/Crack	E1 E2 E3 E4	13 14 1 2	

6.2 Novas Figuras de Mérito para Avaliação do Desempenho de Estimadores

Um dos problemas da estimação de energia em experimentos de física de altas energias é saber qual o melhor algoritmo de estimação dentre os vários métodos existentes, quando se utilizam dados reais. Simular todos os efeitos que ocorrem durante a aquisição da energia de uma partícula nesses experimentos é uma tarefa difícil e sempre imprecisa, portanto por mais que os algoritmos de estimação de energia sejam testados e comparados utilizando dados simulação, não é possível garantir que seus resultados seguirão confirmados com dados reais de colisões de partículas. Por esta razão, estes métodos precisam ser avaliados através de figuras de mérito confiáveis para determinarmos qual deles apresenta a melhor estimação de energia quando utilizando dados reais de colisão. As figuras de mérito propostas neste trabalho se dividem em duas categorias, uma avalia o impacto da diminuição de ruído em baixa energia utilizando a cauda negativa da distribuição e a outra se propõem a avaliar quais métodos de estimação apresentam maior similaridade na região de alta energia e alta relação sinal-ruído, onde, espera-se não haver tanta discrepância na estimação de energia. O objetivo é utilizar pelo menos uma figura de mérito de cada categoria em conjunto para se avaliar a eficiência de um estimador de energia.

6.2.1 Limite de Gaussianidade da Cauda Negativa

Uma nova maneira de se avaliar um estimador de energia no TileCal consiste em avaliar a média e o valor quadrático médio da cauda negativa da distribuição de energia. Uma vez que a energia depositada nas células de leitura do TileCal possui sempre um valor positivo, podemos afirmar que a cauda negativa é formada por ruído, seja ruído eletrônico, seja de empilhamento ou de alguma outra imperfeição no processo de aquisição do sinal. Como a amplitude do sinal é estimada através de uma ponderação das sete amostras do sinal, em certos casos onde a relação sinal-ruído é muito baixa a combinação dos pesos com as amostras do sinal podem resultar em um valor negativo de estimativa de energia. Por isso, podemos avaliar a eficiência de um estimador através da capacidade dele de diminuir a cauda negativa além de torná-la mais gaussiana (resiliência ao ruído de empilhamento). O método proposto consiste em realizar vários *fittings* gaussianos (Figura 6.1), partindo do pico da distribuição e caminhando para valores negativos da cauda, de modo a avaliar até onde a distribuição da cauda negativa sustenta sua gaussianidade, para encontrar até que valor de energia o estimador mantém a gaussianidade da cauda negativa utilizamos a probabilidade de significância ou Valor-p [83]. Teoricamente o Valor-p pode ser obtido, dado um valor observado λ e k graus de liberdade, através da área sob a cauda da função densidade de probabilidade do chi-quadrado (χ^2) à direita do valor testado λ , através da seguinte equação:

$$Valor - p = \int_{\lambda}^{\infty} \frac{x^{(k/2)-1} e^{-x/2}}{2^{k/2} \Gamma\left(\frac{k}{2}\right)} dx \quad (6.9)$$

onde Γ representa a função gama [84].

Na prática, para se encontrar o Valor-p e evitar o cálculo desta integral, podemos utilizar tabelas que apresentam os valores das probabilidades para cada intervalo de confiança e para cada grau de liberdade, ou através de funções especiais como a função gama incompleta inferior (γ). A variável utilizada neste trabalho (*Prob*) é então dada por:

$$Prob = 1 - \frac{\gamma(k/2, \lambda/2)}{\Gamma(k/2)}, \quad (6.10)$$

a variável *Prob* nos diz o quanto a distribuição está próxima ao modelo Gaussiano. Esperamos que um bom estimador de energia aumente a gaussianidade da cauda negativa. O nível de significância (α) utilizado é de 0.05.

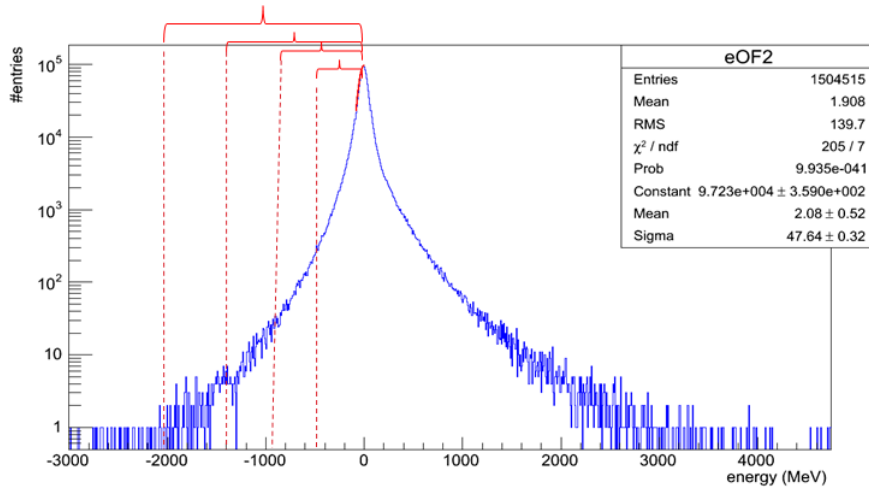


Figura 6.1: Método de *Fit* Gaussiano na Cauda Negativa por passos de energia.

6.2.2 Área Sob a Curva da Cauda Negativa

Uma outra maneira de se avaliar a cauda negativa da distribuição de energia estimada, para avaliar os estimadores de energia disponíveis, é através da área sob a curva da cauda negativa (Figura 6.2). Como não existe energia negativa, quanto menor a cauda negativa, menos erros de estimação de energia o estimador avaliado estará cometendo.

$$A.U.C = \int_{-\infty}^0 f(x)dx. \quad (6.11)$$

O método utilizado para calcular a área será o da soma de Riemann [85], utilizando o valor médio do bin.

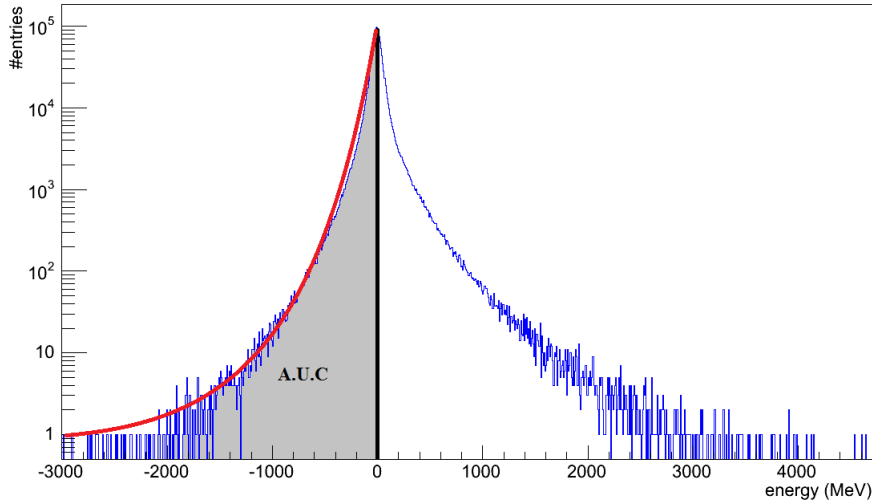


Figura 6.2: Área sob a curva da cauda negativa.

6.2.3 Avaliação da Estimação de Energia Utilizando a Cauda Positiva

Como visto anteriormente, a cauda negativa, por conter apenas ruído, pode ser utilizada para nos indicar quais métodos de estimação de energia estão minimizando o erro na estimação de energia na região onde o ruído é significativo. Na cauda positiva da distribuição de energia, em regiões onde o ruído eletrônico passa a ser insignificante e a relação sinal-ruído maior, depreende-se que os métodos de estimação devem produzir resultados muito próximos um do outro. Desse modo, apresentaremos a seguir meios para avaliar os diferentes métodos de estimação que podem ser aplicados na região da cauda positiva da distribuição de energia.

6.2.3.1 Informação Mútua

Uma das figuras de mérito propostas nesse trabalho para avaliar a similaridade da distribuição de energia na cauda positiva é a Informação Mútua (IM) [86]. A informação mútua pode ser definida como uma medida da quantidade de informação que uma variável aleatória contém acerca da outra. Considere duas variáveis aleatórias X e Y com distribuição conjunta $p(x, y)$ e distribuições marginais $p(x)$ e $p(y)$. A IM de duas variáveis aleatórias discretas conjuntas ($I(X; Y)$) pode ser calculada como uma soma dupla da seguinte forma:

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}. \quad (6.12)$$

Uma importante vantagem da IM em relação à correlação é que a correlação mede a relação linear (correlação de Pearson) ou relação monotônica (correlação de Spearman) entre duas variáveis X e Y . Já a informação mútua é mais geral e mede a redução da incerteza em Y depois de observar X . Assim, a IM pode medir relações não monotônicas e outras relações mais complexas não-lineares.

Como em altas energias a relação sinal-ruído é maior, a tendência é que a IM entre a energia estimada pelos diferentes métodos de estimação de energia tenda a aumentar. Como ao utilizar dados reais não possuímos o valor verdadeiro de energia a ser estimado, podemos utilizar a IM para avaliar os métodos de redução de ruído em célula em altas energias.

6.2.3.2 Distância Estatística

Distâncias estatísticas são utilizadas para quantificar a diferença entre amostras de duas distribuições estatísticas. Dado um conjunto X , uma função $d : X \times X \rightarrow \mathfrak{R}$ é chamada de distância em X se, para todo $x, y \in X$, ele atende aos seguintes critérios [87]

1. $m(x_i, x_j) \geq 0$; (não-negatividade)
2. $m(x_i, x_j) = 0 \Leftrightarrow x_i = x_j$; (princípio da identidade dos indiscerníveis)
3. $m(x_i, x_j) = m(x_j, x_i)$; (simetria)

Para que a função de distância d seja considerada também uma métrica, além dos três critérios anteriores, ela deve atender a desigualdade do triângulo:

4. $m(x_i, x_j) \leq m(x_i, x_z) + m(x_z, x_j)$; (desigualdade do triângulo)

Nem toda distância estatística é uma métrica, pseudométricas violam a propriedade de identidade dos indiscerníveis; quasimétricas violam a propriedade de simetria; e semimétricas violam a propriedade da desigualdade do triângulo. As distâncias estatísticas que satisfazem apenas as propriedades de não-negatividade e o princípio da identidade dos indiscerníveis são chamadas de divergências como, por exemplo, a divergência de Kullback-Leiber. Neste trabalho iremos utilizar a divergência de Kullback-Lebiber, além do teste não-paramétrico de Kolmogorov-Smirnov, para testar a similaridade entre a distribuição da cauda positiva da estimação de energia.

6.2.3.3 Divergência de Kullback-Leiber

A divergência de Kullback-Leiber (KL), também conhecida como entropia relativa e distância-KL, é uma medida de similaridade muito utilizada em ramos como a Teoria da Informação e Probabilidade [88]. Ela mede a diferença não simétrica entre duas distribuições de probabilidade P e Q . Para duas distribuições discretas P e Q , a divergência de KL entre P e Q é definida por:

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)}. \quad (6.13)$$

A divergência de KL também pode ser definida como função da entropia entre as duas distribuições, da seguinte maneira:

$$D_{KL}(P||Q) = H(P, Q) - H(P), \quad (6.14)$$

onde $H(P)$ é a entropia de P e $H(P, Q)$ é a entropia cruzada de P e Q .

6.2.3.4 Teste de Kolmogorov-Smirnov

O teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) é um dos testes estatísticos não-paramétricos mais utilizados em estatística, ele pode ser utilizado para comparar amostras de uma distribuição em relação a uma distribuição de referência (teste para uma amostra), ou para comparar amostras de duas distribuições distintas e decidir se estas amostras pertencem a uma mesma distribuição [89] [90] [91].

O teste de KS utiliza a medida da maior distância entre as funções de distribuição acumulada (c.d.f) das distribuições sendo testadas, para decidir se as amostras dessas distribuições podem ser consideradas como originadas de uma mesma distribuição (hipótese nula). Assim este teste é muito útil para se determinar quão similares são duas distribuições tomadas de forma independentes. Por ser um teste do tipo não-paramétrico, o teste de Kolmogorov-Smirnov é indiferente ao tipo de distribuição sendo testada, este fato torna este teste muito útil quando não podemos ter certeza ou quando não conhecemos que tipo de distribuição está sendo testada, ou quando o número de amostras é pequeno a ponto da distribuição não se aproximar da distribuição normal. O teste de Kolmogorov-Smirnov para duas amostras é definido da seguinte maneira, dado um conjunto de amostras $[x_1, \dots, x_m]$ de tamanho m com c.d.f $F(x)$ e um segundo conjunto de amostras $[y_1, \dots, y_n]$ de tamanho n e com c.d.f $G(x)$, queremos testar se:

$$H_0 : F = G$$

$$H_1 : F \neq G$$

Neste caso a função estatística de Kolmogorov-Smirnov é dada por:

$$D_{n,m} = \sup_x |F_m(x) - G_m(y)|. \quad (6.15)$$

E a hipótese nula é rejeitada se:

$$D_{n,m} > c(\alpha) \sqrt{\frac{n+m}{nm}} \quad (6.16)$$

Onde α é o nível de significância e $c(\alpha)$ é dado por:

$$c(\alpha) = \sqrt{\frac{-1}{2} \ln \alpha}.$$

Outra vantagem do teste KS é que os dois conjuntos não precisam ter necessariamente o mesmo número de amostras. Neste trabalho iremos utilizar este teste estatístico para determinar se as distribuições da energia estimada por métodos diferentes, na região de altas energias, são similares a ponto do teste não rejeitar a hipótese das duas amostras pertencerem a uma mesma distribuição.

6.2.3.5 Avaliação da Cauda Positiva Através da Resolução de Energia

Uma outra forma de se avaliar o impacto causado pelos diferentes estimadores na distribuição de energia na região da cauda positiva, com relação sinal-ruído maior, é através da resolução de energia. Para avaliar o impacto da estimação em células na região de altas energias, este trabalho propõe a realização de uma comparação entre a resolução de energia do calorímetro nessa região obtida a partir do resultado dos vários algoritmos de estimação. Como visto no Capítulo 3, a resolução de energia é uma das principais propriedades de desempenho de um calorímetro. A resolução de energia indica o quanto um calorímetro consegue distinguir entre duas energias próximas, quanto menor a resolução de energia de um calorímetro para um feixe, melhor a precisão do calorímetro em medir a energia de uma partícula. Calorímetros de amostragem como o TileCal, em geral, possuem melhor (menor) resolução de energia em altas energias [92]. No TileCal a resolução de energia nominal é medida através de testes controlados onde feixes de partículas, com energia conhecida, são projetados contra um módulo do TileCal e a resolução de energia pode, então, ser medida.

Para se calcular a resolução de energia em uma distribuição estimada pelos métodos de estimação conhecidos em um *run* de colisão, propomos isolar regiões de interesse ao redor de valores de energias pré-determinados (como se fossem a medição de um feixe projetado no TileCal) e calcular a relação da variância de energia ao redor desse valor e a média de energia nesse segmento σ/E . Dessa forma a

estimação dos diferentes métodos de estimação de energia podem ser comparadas em termos do valor obtido da resolução de energia, para cada um dessas faixas de energia ao redor do feixe. A Figura 6.3 mostra o gráfico de resolução obtido para o TileCal.

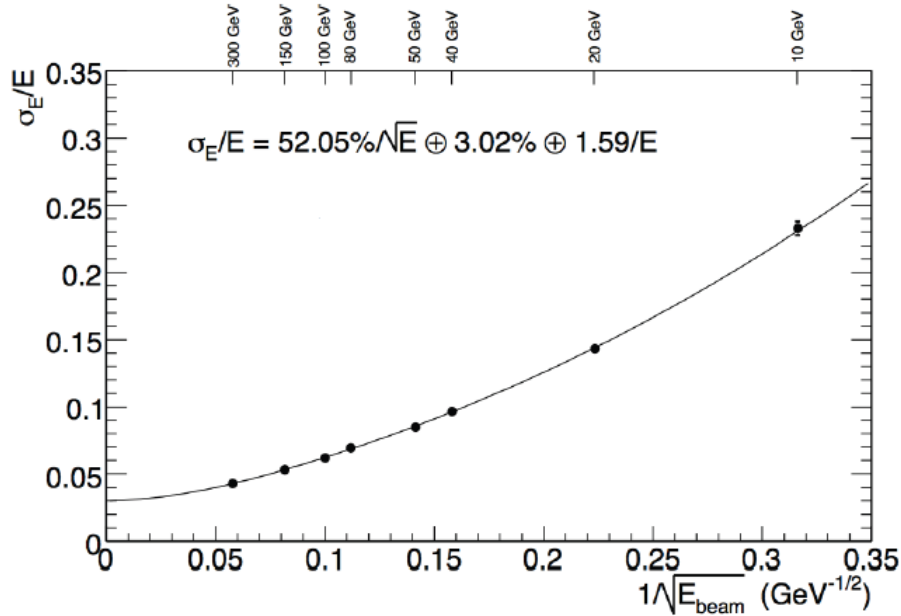


Figura 6.3: Resolução de Energia do TileCal obtida através de testes utilizando píons. Fonte: [72]

6.3 Identificação de Canais Ruidosos Através do Estimador MLE

No TileCal existe uma série de testes periódicos e critérios que definem se um canal deve receber ou não um *flag* que indica se o canal possui algum defeito, como por exemplo, *General Mask Adc*, *BadCis*, *NoLaser*, *Correlatednoise*, *UnstableCs*, etc. Caso o canal tenha recebido um desses *flags* o canal deverá ser mascarado (removido) durante a reconstrução dos dados. Uma lista de canais que apresentam problemas é constantemente atualizada e fica disponível para a posterior reconstrução dos dados de cada run de colisão. Um dos *flags* mais utilizados é o *General Mask Adc*, e uma das razões mais comuns para ativar esse *flag* são quando o canal não pode ser calibrado, o que significa que o canal apresentou instabilidades tanto durante a calibração por injeção de carga (*Charge Injection System* - CIS) quanto na calibração por LASER. Outra razão para este *flag* ser ativado é quando o canal apresenta instabilidades em uma calibração e por algum problema em outro sistema de calibração, não puder

ser avaliado, por exemplo, quando alguma fibra ótica do sistema de Laser está ruim. Outro *flag* importante que pode ser utilizado é o General Mask, que pode ser ativado quando se detecta algum problema no canal durante a aquisição dos dados, geralmente devido a problemas relacionados com falha no módulo ou na alimentação de energia.

No TileCal existem equipes específicas responsáveis por cada tipo de calibração, e cada equipe possui seus próprios critérios para determinar se um canal está ruim de acordo com o resultado da tomada de dados de calibração. No caso do CIS, o problema mais frequente é se a calibração do canal constantemente varia mais de 1% dentro de um mês, ou se o canal é bi-modal (pula entre duas constantes de calibração entre as tomadas de dados). O critério do time de calibração Laser é similar. A princípio a colaboração espera sempre detectar canais defeituosos durante as periódicas calibrações que são realizadas em todo o TileCal, em média três vezes por semana no caso de CIS e Laser. Contudo, após a aquisição dos dados e sua reconstrução, ainda é possível encontrar canais de uma mesma célula que apresentam um comportamento de ruído muito diferente, ao ponto de, eventualmente, causar impacto na distribuição de energia de todo o calorímetro.

Uma das consequências de se calcularem pesos diferentes para os canais de uma célula, de acordo com a variância do ruído de cada canal, utilizando os métodos propostos de redução de ruído por célula [80], é que, nesses casos, onde um dos canais apresenta uma variância de ruído muito grande em relação ao seu par, um dos canais irá receber um peso pequeno e o outro canal receberá um peso muito maior. Em alguns casos inclusive um dos canais pode ser praticamente suprimido do cálculo da energia total da célula. Existem duas hipóteses para o comportamento exótico apresentado por esses canais com essa variância de ruído tão irregular: a primeira é que eles tenham sofrido algum tipo de perturbação pontual durante a tomada de dados físicos; a segunda é que este canal seja um canal defeituoso (conhecido na colaboração como *bad channel*), que tenha passado de forma incólume por todos os métodos de identificação de canais defeituosos utilizados no TileCal nas calibrações que precedem a aquisição de dados. Independente da causa desse comportamento tão irregular entre canais de uma mesma célula, é interessante ter um parâmetro que explicita essa diferença, e que indique se o ruído de um canal esteja se comportando de forma irregular se comparado ao seu par, dessa forma os pesos encontrados no método de mínima variância de ruído por célula, podem ser utilizados também para detectar a qualidade dos canais do TileCal. Neste trabalho iremos demonstrar como esses pesos podem ser utilizados para criar uma ferramenta que auxilie os sistemas atuais de calibração e monitoramento de falhas em canais do TileCal.

Capítulo 7

Resultados

Neste capítulo, serão apresentados os resultados obtidos com a implementação dos métodos propostos apresentados no capítulo anterior. Foram utilizados dados reais além de dados simulados utilizando duas ferramentas diferentes.

7.1 Dados utilizados

A seguir serão descritas as fontes e características dos dados utilizados neste trabalho para produzir os resultados que serão apresentados neste capítulo.

7.1.1 Dados de Colisão

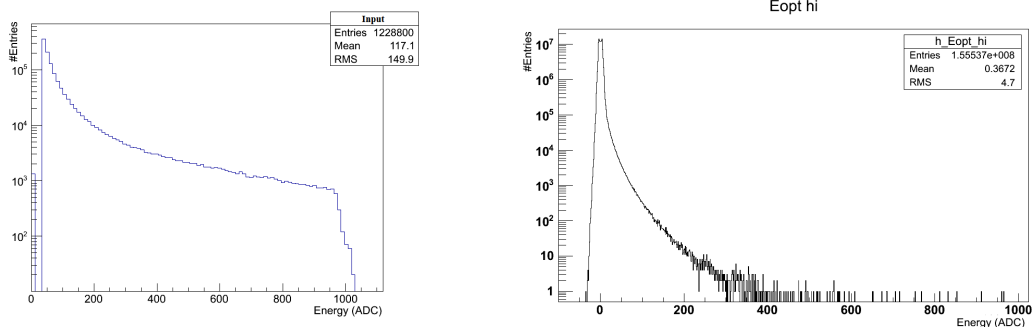
Dados de colisão próton-próton contendo a energia de partículas depositadas das células de leitura do TileCal foram utilizados neste trabalho. Esses dados foram reconstruídos utilizando-se a ferramenta oficial de reconstrução de eventos do ATLAS, o Athena [93]. Athena é a estrutura de *software* do ATLAS que gerencia quase todos os fluxos de trabalho de produção do ATLAS, como: geração de eventos, simulação e reconstrução. O Athena também é usado *online* no ATLAS *High Level Trigger*. Para este trabalho foram considerados dados com elevado nível de luminosidade, incluindo uma tomada de dados de 2018, no fim da fase do Run 2, com o maior número máximo de colisões inelásticas por cruzamento de feixes já alcançado no LHC com $\langle \mu \rangle = 90,55$ e pico de luminosidade de $\mathcal{L} = 3,296 \times 10^{32} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$. A seguir, as principais características dos dados de colisão utilizados são resumidas na Tabela 7.1.

Tabela 7.1: Informação dos dados de colisão utilizados. Fonte:[94].

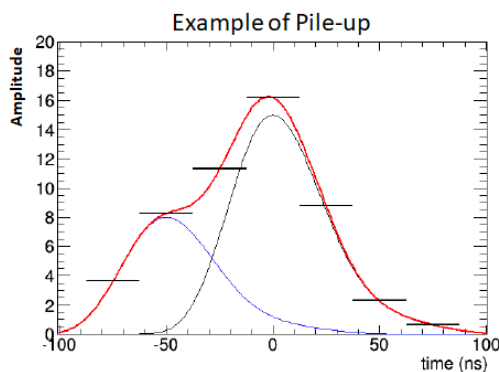
Run	Data	Energia Máxima do Feixe (GeV)	Pico de Luminosidade \mathcal{L} ($10^{30}cm^{-2}s^{-1}$)	$\langle \mu \rangle$
357193	31/Jul/2018	6499	$4,1 \times 10^3$	47,65
357409	02/Ago/2018	6499	$1,7 \times 10^4$	46,97
364485	25/Out/2018	6499	$3,3 \times 10^2$	90,55

7.1.2 Dados de Simulação - *Pulse Simulator*

Um dos conjuntos de dados utilizados neste trabalho foi gerado a partir da ferramenta de simulação de dados de colisão do ATLAS chamada *Pulse Simulator* (PUS). O PUS foi desenvolvido em 2014 como mais um esforço do grupo de trabalho de reconstrução de energia do TileCal para comparar diferentes métodos de reconstrução de energia em cenários contendo diferentes níveis e tipos de ruído de empilhamento [95]. O PUS é capaz de criar as 7 amostras do sinal de um canal de leitura do TileCal de forma muito parecida e utilizando as mesmas ferramentas de *software* utilizadas para gerar os dados de dados reais de colisão. Além disso, a ferramenta é capaz de buscar dados atualizados da característica do ruído eletrônico dos canais do TileCal. A ferramenta consegue também simular ruído de empilhamento. Uma vantagem dessa ferramenta é que uma vez criado o pulso do sinal, o PUS entrega este pulso ao *framework* de reconstrução oficial do TileCal conhecido como Athena, para que a amplitude, fase e pedestal sejam estimados com os mesmos algoritmos utilizados na reconstrução de eventos reais. Infelizmente, devido a um problema de descontinuidade e manutenção do algoritmo do PUS, a ferramenta atualmente não tem conseguido adicionar corretamente a componente de ruído eletrônico típico dos canais ao pulso simulado. Assim os dados reconstruídos para este trabalho possuem basicamente a componente de ruído de empilhamento, além das distorções típicas do pulso. Apesar desta limitação, os dados reconstruídos por esta ferramenta permitiram que a proposta de mitigação de ruído em célula fosse testada em um ambiente simulado contendo ruído de empilhamento e a energia reconstruída fosse comparada com o valor real esperado. A Figura 7.1a apresenta a distribuição de amplitude utilizada neste trabalho para gerar os sinais da simulação com PUS, a Figura 7.1b apresenta a distribuição de amplitude do sinal utilizado como sinal de empilhamento. Nestas simulações o sinal de empilhamento se encontra na posição de -50 ns.



(a) Distribuição de amplitude do sinal de entrada utilizada na simulação com PUS. (b) Distribuição de amplitude do sinal de empilhamento.



(c) Exemplo de sinal do TileCal sofrendo interferência com um sinal empilhado em -50ns.

Figura 7.1: Distribuições de amplitude de entrada utilizada na simulação com PUS.

7.1.3 Dados de Simulação - TOY

Outro conjunto de dados utilizado neste trabalho foi gerado a partir de uma simulação de dados criada na ferramenta MATLAB (*MATrix LABORatory*). Para simular o sinal de um dos canais do TileCal utilizamos o valor típico das 7 amostras do pulso criado pela placa conformadora de onda (acrescentando pequenas distorções aleatórias, como ocorre na realidade), adicionando um valor de amplitude retirado aleatoriamente de uma distribuição exponencial com valor médio igual a 200 (qualquer distribuição poderia ter sido utilizada usada neste ponto), já a amplitude do sinal utilizado para simular o empilhamento foi obtido aleatoriamente de uma distribuição exponencial com valor médio de 30. Além de adicionar a amplitude ao sinal, também adicionamos a componente de ruído aditivo eletrônico, uma distribuição Gaussiana com média zero e variância entre variando entre 10 e 50 ADC, de acordo com o ruído eletrônico observado tipicamente nos canais do TileCal em dados reais de colisão. Além disso, conforme observado também em dados reais, a variância do ruído entre canais de uma mesma célula, em geral, apresentam diferenças que podem chegar a ordem de dezenas de vezes, esse fator de desigualdade na variância também foi inserido de acordo com uma distribuição exponencial. O ruído de empi-

lhamento causado pela presença de outro pulso na mesma janela de evento também é adicionado ao sinal de acordo com o nível de ocupação (probabilidade do evento possuir empilhamento de sinal) escolhido. Em cada evento da simulação são gerados os sinais dos dois canais de uma mesma célula (contendo ou não empilhamento de sinal) que recebem o mesmo valor de amplitude, corrompidos com o ruído Gaussiano aditivo, sendo que a variância do ruído aditivo Gaussiano é diferente em cada canal. Esta diferença na variância do ruído Gaussiano entre os canais de uma mesma célula ocorre naturalmente nas células do experimento, e é uma das responsáveis pela cauda negativa que observa-se nas distribuições de energia nos dados reais do experimento.

Em todos os dados utilizados a primeira amostra do sinal, que não possui a informação da amplitude, foi utilizada como a representação do ruído do sinal. Um estudo sobre a primeira e a última amostra dos sinais das células nos dados reais foi realizado e é apresentado no Apêndice A. Para efeito de simplificação o método atual de se obter a energia das células, somando-se a energia dos canais com pesos igual, será denominada como SS (soma simples).

7.2 Resultados com Dados de Simulação PUS

Os resultados que serão apresentados a seguir foram obtidos utilizando-se dados simulados com o simulador *Pulse Simulator*, foram utilizados dois conjuntos de dados, um com e outro sem empilhamento. A partir do ruído dos respectivos conjuntos de dados estimaram-se dois grupos de pesos para os canais das células (Figuras 7.2 e 7.3), um estimado pelo estimador MLE outro pelo MVU. Esses pesos foram aplicados aos conjuntos de dados respectivos e, para efeito de teste de uma possível aplicação *online* do método, aplicamos os pesos estimados utilizando o conjunto sem empilhamento nos dados com empilhamento para medir o efeito do método proposto.

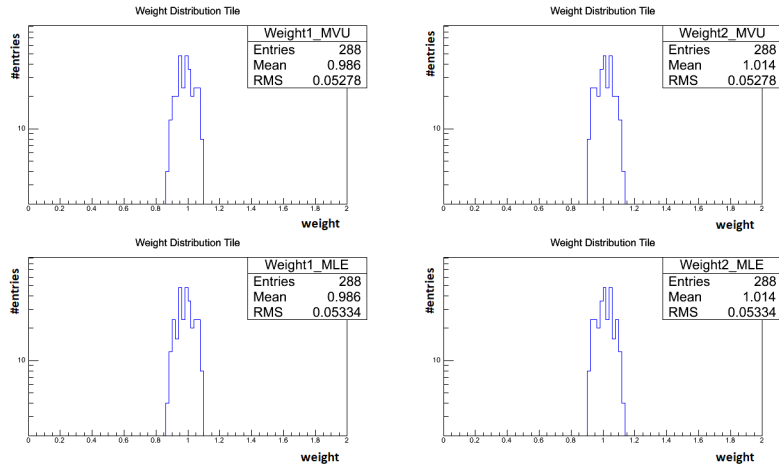


Figura 7.2: Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados no PUS sem empilhamento.

Na Figura 7.2 podemos observar que a média dos pesos está próxima ao valor um para ambos os canais, o que é o esperado, além disso podemos observar que neste conjunto de dados mesmo sem o ruído de empilhamento e sem o ruído Gaussiano, ainda assim observamos uma variância na distribuição dos pesos devido as distorções do pulso e do pedestal do sinal simulado no PUS.

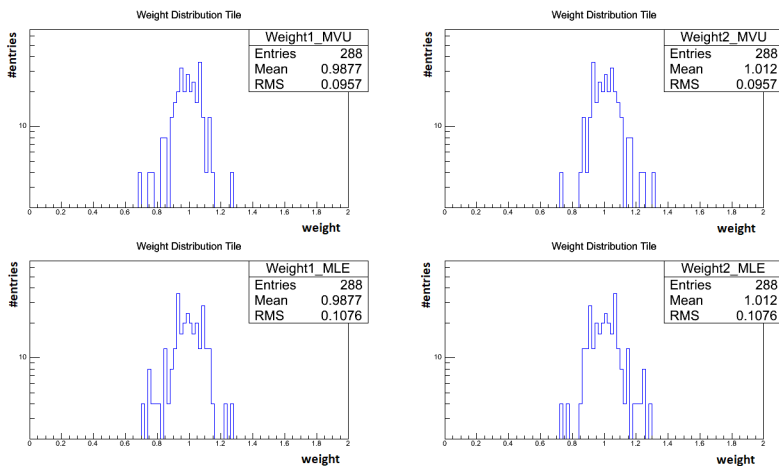
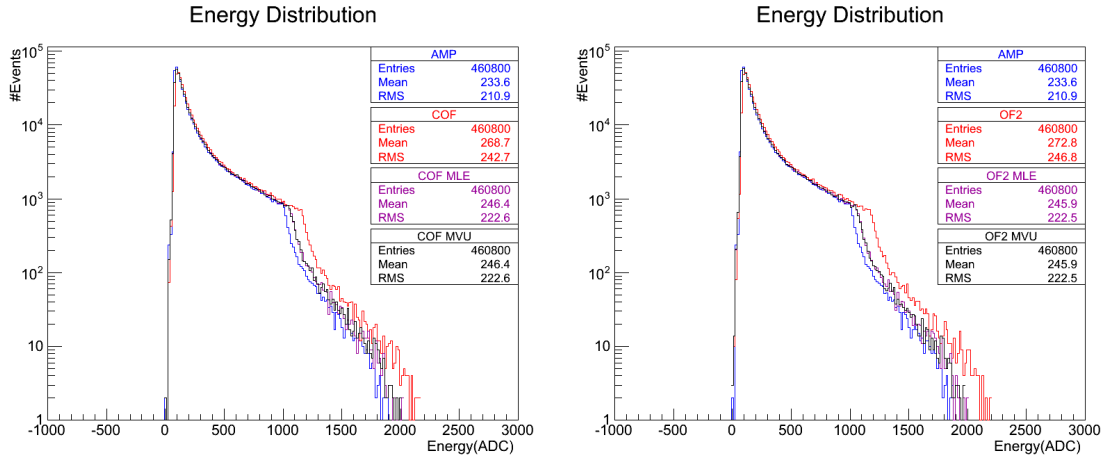


Figura 7.3: Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados no PUS com empilhamento.

Na Figura 7.3 podemos observar, novamente, que a média dos pesos está próxima ao valor um para ambos os canais, além disso podemos observar que neste conjunto

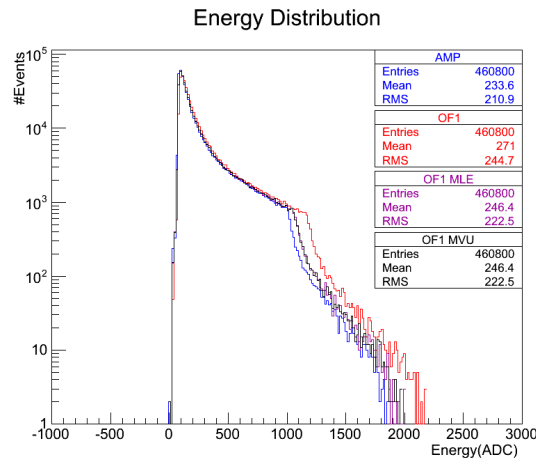
de dados mesmo com o ruído de empilhamento observamos uma variância maior na distribuição dos pesos, o que era esperado.

Nas Figuras 7.4a, 7.4b e 7.4c, apresentamos as distribuições resultantes da estimação de energia realizada em dados simulados sem empilhamento (PU) utilizando três estimadores de amplitude de canal diferentes (COF, OF2 e OF1) e aplicando a estimação em célula utilizando os pesos calculados através dos métodos MLE e MVU.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

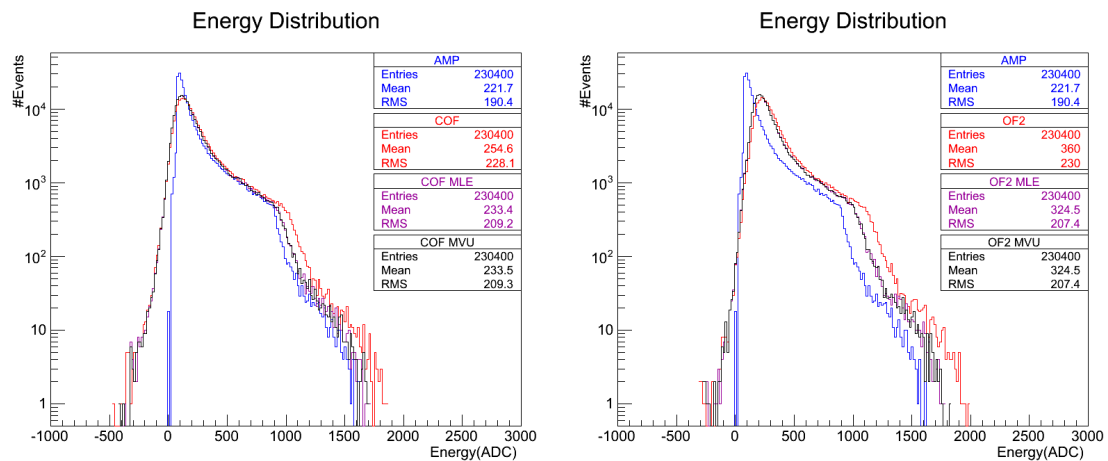
Figura 7.4: Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do PUS sem empilhamento.

Como explicado anteriormente, o PUS apresentou dificuldades em adicionar o ruído Gaussiano ao sinal simulado, por esta razão, nas distribuições observadas na Figura 7.4, sem a presença de empilhamento e sem a presença do ruído Gaussiano, não podemos observar o efeito de cauda negativa. E neste caso as interferências no sinal se dão por conta de pequenas flutuações no pedestal assim como as deformações

no pulso do sinal típico do TileCal. Devido a ausência da cauda negativa, a medida de A.U.C, bem como a medida da Gaussianidade da cauda negativa, não foram possíveis.

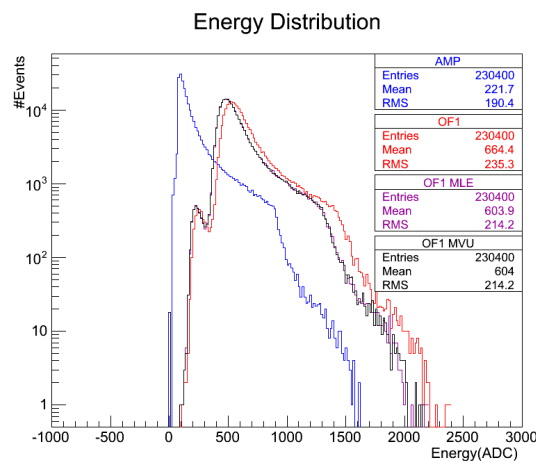
Apesar da ausência de empilhamento e do problema em adicionar ruído Gaussiano, o método de redução de ruído através da estimação por célula conseguiu aproximar a distribuição estimada da distribuição da amplitude real, como podemos observar nas Figuras 7.4a, 7.4b e 7.4c.

Nas Figuras 7.5a, 7.5b e 7.5c, apresentamos as distribuições resultantes da estimação de energia realizada em dados simulados com empilhamento utilizando três estimadores de amplitude de canal diferentes (COF, OF2 e OF1) e aplicando a estimação em célula utilizando os pesos calculados através dos métodos MLE e MVU.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

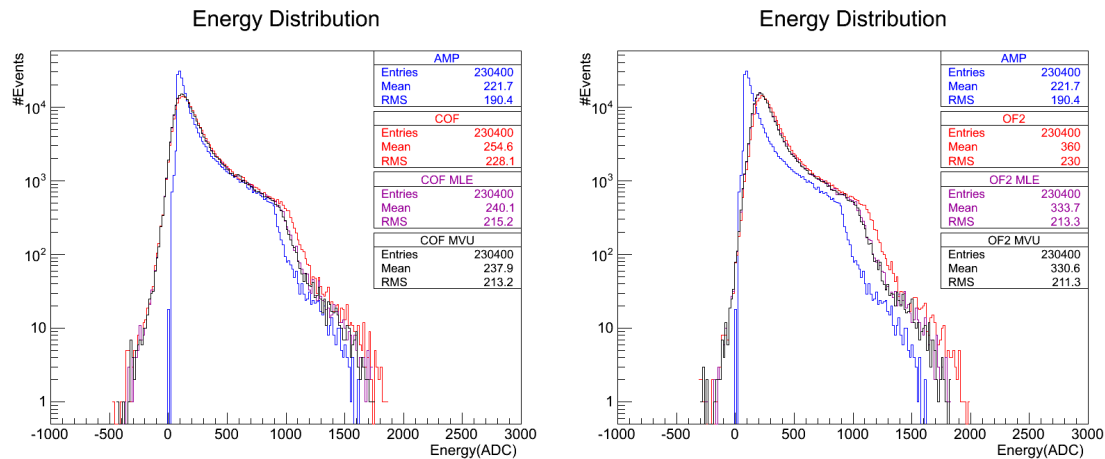


(c) Estimador OF1.

Figura 7.5: Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do PUS com empilhamento.

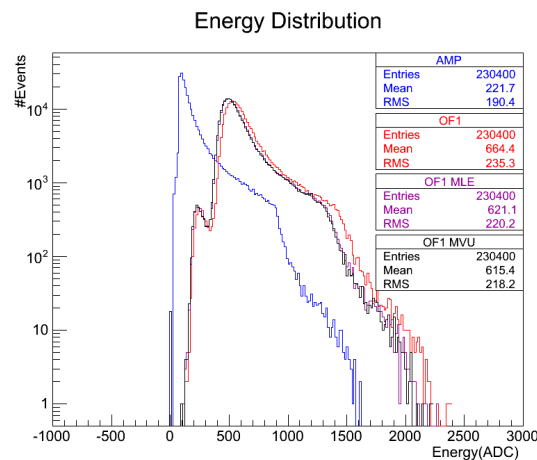
Podemos observar nas Figuras 7.5b e 7.5c que tanto o estimador OF2, quanto o estimador OF1, de forma mais acentuada, estimaram a energia com um *bias* que fica claro na observação na média das distribuições de energia estimadas se comparada à média da energia real. Ainda assim, se compararmos a distribuição utilizando o método de soma simples dos canais de uma célula, com as as distribuições utilizando os métodos MLE e MVU, os métodos de estimação célula corrigem a distribuição em direção a distribuição real de energia, com uma ligeira vantagem do método MLE neste caso.

Nas Figuras 7.6a, 7.6b e 7.6c, apresentamos as distribuições resultantes da estimação de energia realizada em dados simulados com empilhamento utilizando três estimadores de amplitude de canal diferentes (COF, OF2 e OF1) e aplicando a estimação em célula utilizando os pesos calculados através dos métodos MLE e MVU. Porém, nesses resultados os pesos utilizados foram os calculados usando os dados de simulação sem empilhamento.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.6: Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do PUS com empilhamento, porém com pesos do conjunto de dados sem empilhamento.

Na Figura 7.6 observamos o resultado da estimação celular usando os métodos MLE e MVU desta vez utilizando pesos calculados com outro conjunto de ruído, no caso, o conjunto de dados sem empilhamento. Podemos observar que a estimação não foi tão efetiva quanto na Figura 7.5, porém, observamos que ainda assim o método MLE e MVU possui vantagem em relação ao método de soma simples dos canais da célula.

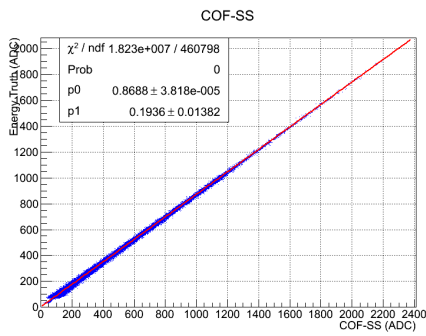
7.2.1 Gráfico de Dispersão e Regressão Linear

A seguir será apresentado o resultado da dispersão e os parâmetros obtidos da regressão linear realizada no gráfico de dispersão entre a energia real a ser estimada e a energia estimativa através de diferentes métodos. Além da regressão linear, utilizamos como medida para medir a dispersão ao redor da reta o *Standard Error of Estimation* (SEE) que pode ser definido como uma medida da variação de uma

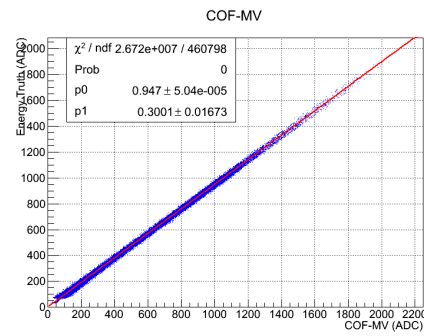
observação feita em torno da linha de regressão calculada, o SEE é definido pela equação a seguir:

$$SEE = \sqrt{\frac{\sum(A - \hat{A})^2}{N - 2}} \quad (7.1)$$

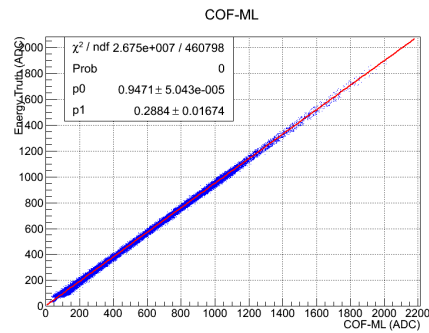
onde A é a amplitude real, \hat{A} a amplitude estimada e N o número total de entradas.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

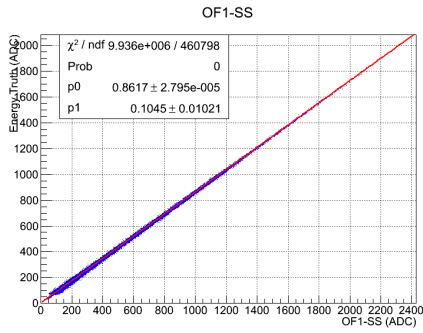


(b) Estimador de célula MVU.

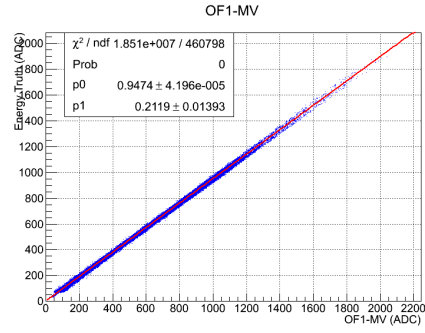


(c) Estimador de célula MLE.

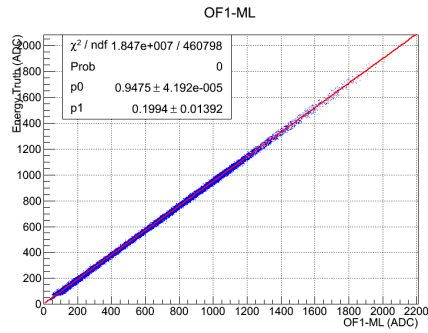
Figura 7.7: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal COF, dados sem empilhamento.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

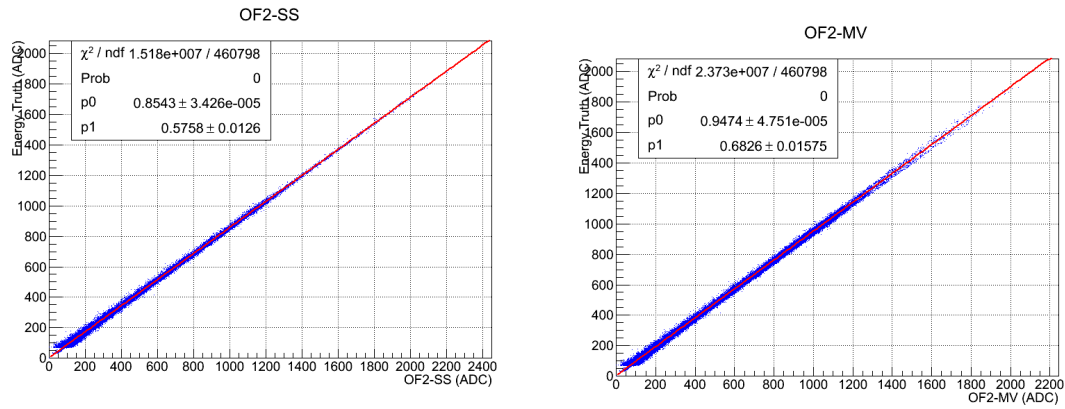


(b) Estimador de célula MVU.



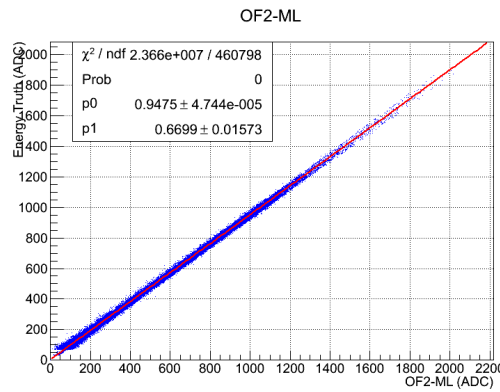
(c) Estimador de célula MLE.

Figura 7.8: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF1, dados sem empilhamento.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

(b) Estimador de célula MVU.



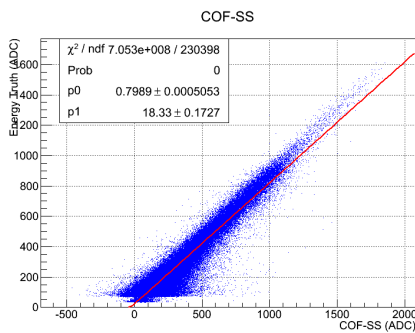
(c) Estimador de célula MLE.

Figura 7.9: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2, dados sem empilhamento.

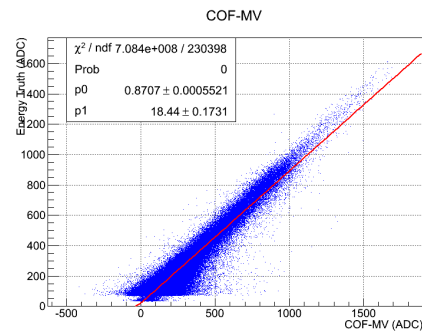
Tabela 7.2: Parâmetros da regressão linear e SEE. Dados sem empilhamento.

Dados sem empilhamento - Pesos sem empilhamento			
Estimador	p0	p1	SEE
COF-SS	0,869 ± 3,81E-5	0,194 ± 0,014	6,290
COF-ML	0,947 ± 5,04E-5	0,288 ± 0,017	6,111
COF-MV	0,947 ± 5,04E-5	0,300 ± 0,017	6,222
OF1-SS	0,862 ± 2,79E-5	0,105 ± 0,010	4,644
OF1-ML	0,947 ± 4,19E-5	0,199 ± 0,014	4,322
OF1-MV	0,947 ± 4,19E-5	0,212 ± 0,014	4,333
OF2-SS	0,854 ± 3,43E-5	0,576 ± 0,013	5,739
OF2-ML	0,947 ± 4,74E-5	0,670 ± 0,016	5,159
OF2-MV	0,947 ± 4,75E-5	0,683 ± 0,016	5,173

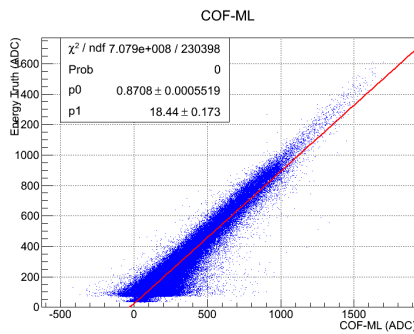
A Tabela 7.2 resume os resultados obtidos a partir dos plots de dispersão que correlacionam a energia estimada, através de métodos diversos, e da energia real. Podemos observar através dos resultados obtidos que a aplicação do estimador em célula MLE e MVU causam um aumento na linearidade do gráfico entre as energias o que indica que o uso dos métodos MLE e MVU melhoram a precisão da estimação. Podemos observar também que o valor de SEE diminuiu sempre que foram aplicados os métodos MLE e MVU, o que indica uma menor dispersão em torno da reta obtida na regressão linear. Nota-se também que, devido a este conjunto de dados não possuir ruído de empilhamento, e devido ao problema do PUS em adicionar ruído Gaussiano, o valor de inclinação nesse conjunto de dados está próximo ao linear (um) e com a reta interceptando o eixo vertical próximo a zero.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

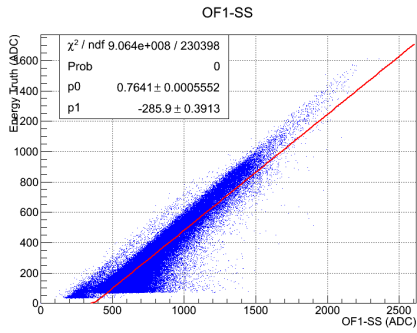


(b) Estimador de célula MVU.

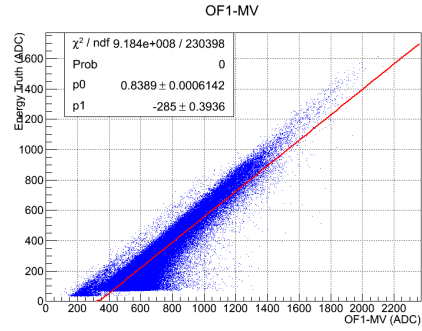


(c) Estimador de célula MVU.

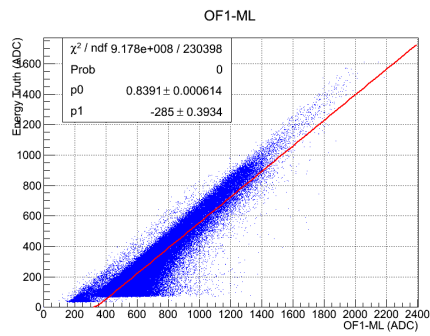
Figura 7.10: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal COF, dados com empilhamento.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

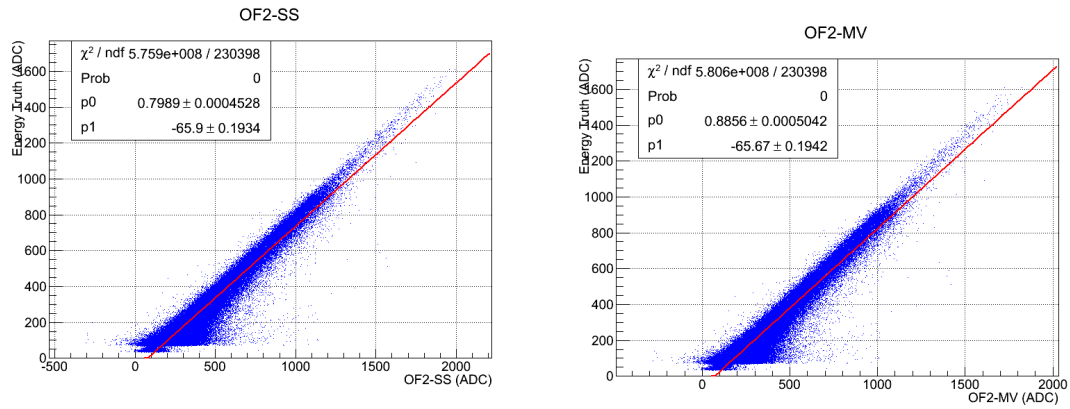


(b) Estimador de célula MVU.



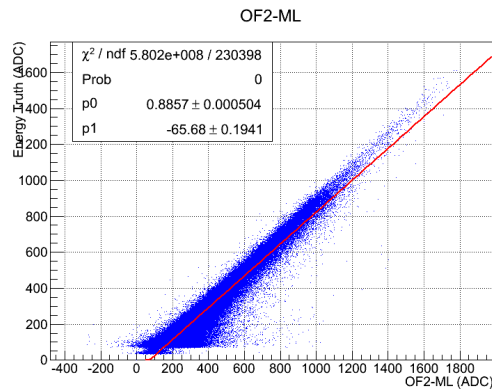
(c) Estimador de célula MVU.

Figura 7.11: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF1, dados com empilhamento.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

(b) Estimador de célula MVU.



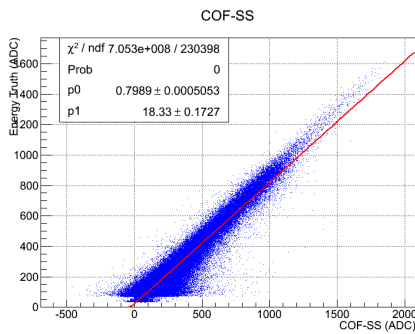
(c) Estimador de célula MVU.

Figura 7.12: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2, dados com empilhamento.

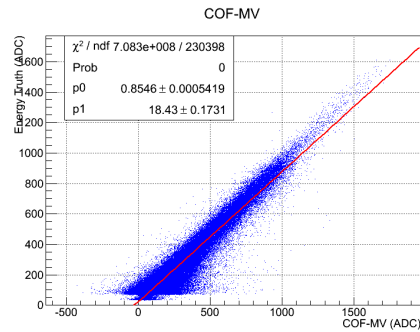
Tabela 7.3: Parâmetros da regressão linear e SEE. Dados com empilhamento.

Dados com empilhamento - Pesos com empilhamento			
Estimador	p0	p1	SEE
COF-SS	0,799 ± 0,001	18,333 ± 0,173	55,330
COF-ML	0,871 ± 0,001	18,435 ± 0,173	54,437
COF-MV	0,871 ± 0,001	18,443 ± 0,173	54,456
OF1-SS	0,764 ± 0,001	-285,921 ± 0,391	62,723
OF1-ML	0,839 ± 0,001	-285,025 ± 0,393	61,129
OF1-MV	0,839 ± 0,001	-284,988 ± 0,394	60,157
OF2-SS	0,799 ± 4,5E-4	-65,897 ± 0,193	49,994
OF2-ML	0,886 ± 0,001	-65,684 ± 0,194	48,173
OF2-MV	0,886 ± 0,001	-65,673 ± 0,194	47,216

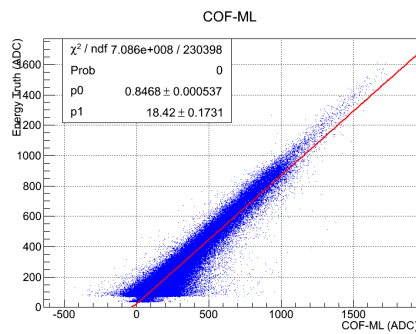
A Tabela 7.3 resume os resultados obtidos a partir dos plots de dispersão que correlacionam a energia estimada, através de métodos diversos, e da energia real. Nota-se que, neste conjunto de dados que possui ruído de empilhamento, observamos claramente um desvio significativo no parâmetro $p1$ onde a reta intercepta o eixo vertical, o valor de inclinação nesse conjunto de dados está um pouco mais distante do linear, se comparado aos valores do conjunto de dados anterior, o que também é coerente com o fato da existência de ruído de empilhamento. Podemos observar através dos resultados obtidos que a aplicação do estimador em célula MLE e MVU causaram um aumento na linearidade entre as energias, o que indica que o uso dos métodos MLE e MVU melhoram a precisão da estimação. Podemos observar também que o valor de SEE diminuiu sempre que foram aplicados os métodos MLE e o MVU, o que indica uma menor dispersão em torno da reta obtida na regressão linear.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

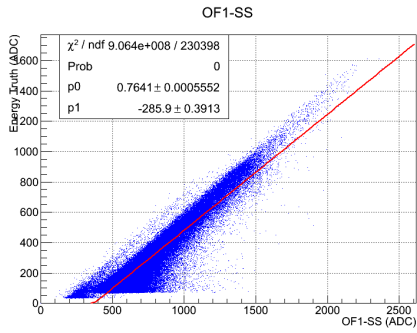


(b) Estimador de célula MVU.

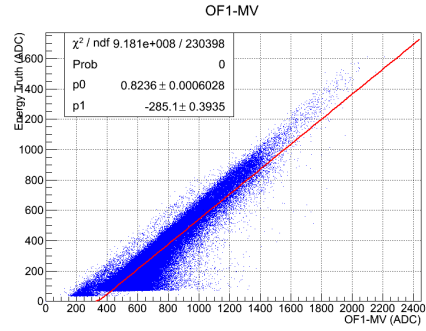


(c) Estimador de célula MLE.

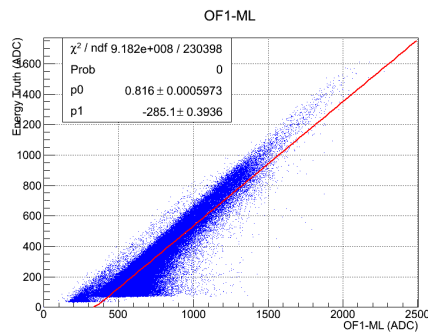
Figura 7.13: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal COF, dados com empilhamento (*online*).



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

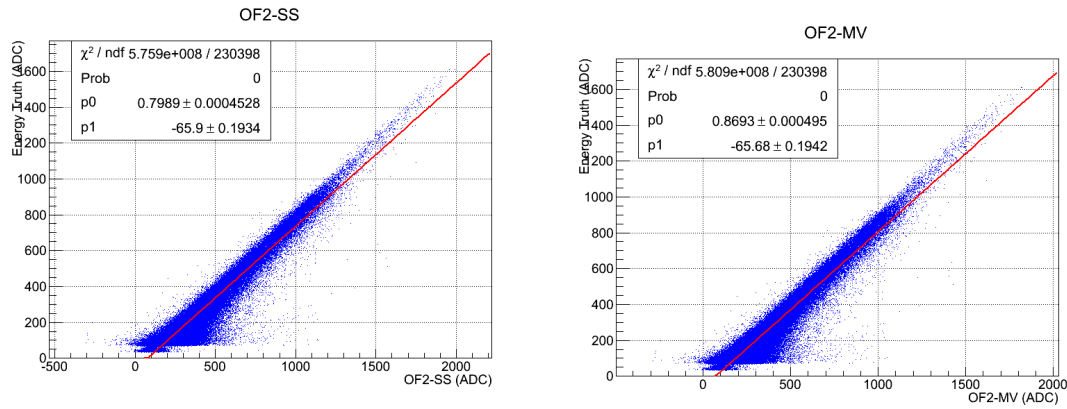


(b) Estimador de célula MVU.



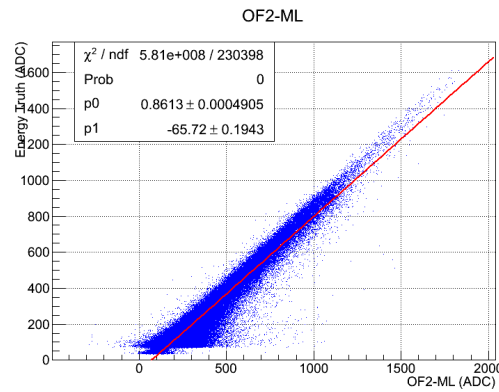
(c) Estimador de célula MLE.

Figura 7.14: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF1, dados com empilhamento (*online*).



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

(b) Estimador de célula MVU.



(c) Estimador de célula MLE.

Figura 7.15: Correlação entre a energia real e a estimada usando estimador de canal OF2, dados com empilhamento (*online*).

Tabela 7.4: Parâmetros da regressão linear e SEE. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados com empilhamento - Pesos sem empilhamento			
Estimador	p0	p1	SEE
COF-SS	0,799 ± 0,001	18,333 ± 0,173	55,330
COF-ML	0,847 ± 0,001	18,417 ± 0,173	55,219
COF-MV	0,855 ± 0,001	18,413 ± 0,173	55,157
OF1-SS	0,764 ± 0,001	-285,921 ± 0,391	62,723
OF1-ML	0,816 ± 0,001	-285,147 ± 0,393	62,015
OF1-MV	0,824 ± 0,001	-285,084 ± 0,394	62,049
OF2-SS	0,799 ± 4,5E-4	-65,897 ± 0,193	49,994
OF2-ML	0,861 ± 0,001	-65,719 ± 0,194	49,145
OF2-MV	0,869 ± 0,001	-65,683 ± 0,194	49,207

A Tabela 7.4 resume os resultados obtidos a partir dos plots de dispersão que correlacionam a energia estimada, através de métodos diversos, e da energia real. Neste conjunto de resultados os métodos MLE e MVU foram obtidos utilizando-se um conjunto de pesos obtidos usando-se o ruído sem empilhamento. Podemos observar através dos resultados obtidos que a aplicação do estimador em célula MLE e MVU causaram um aumento na linearidade entre as energias, porém menor do que o obtido quando utilizado o próprio conjunto de ruído do dado. Podemos observar também que o valor de SEE diminuiu sempre que foram aplicados os métodos MLE e MVU, o que indica uma menor dispersão em torno da reta obtida na regressão linear.

7.2.2 Diferença na Estimação

A seguir apresentamos as distribuições da diferença encontrada entre os valores estimados e o valor de real de energia para diferentes conjunto de dados. Também apresentamos tabelas que resumem os principais parâmetros dessas distribuições para melhor comparação dos resultados.

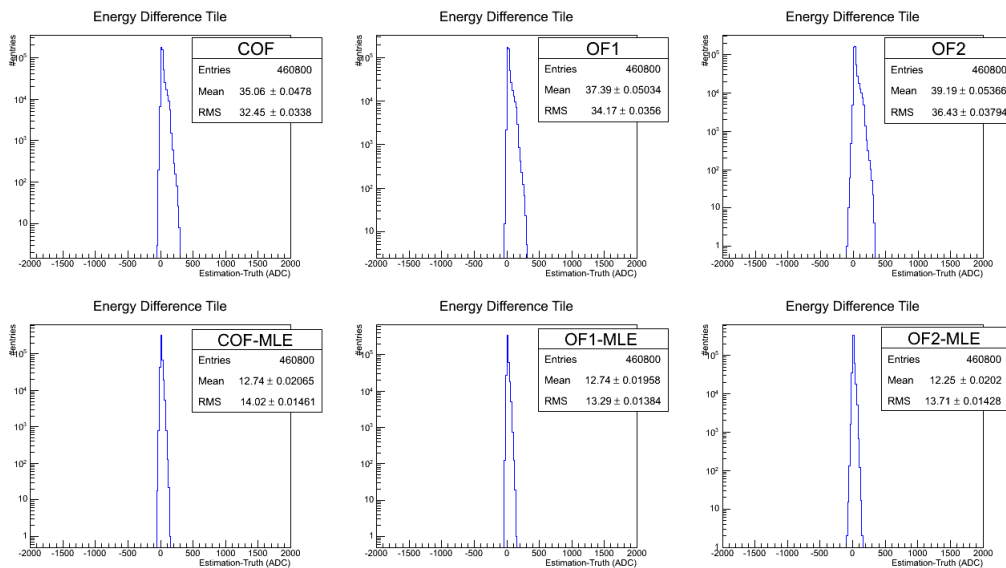


Figura 7.16: Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.

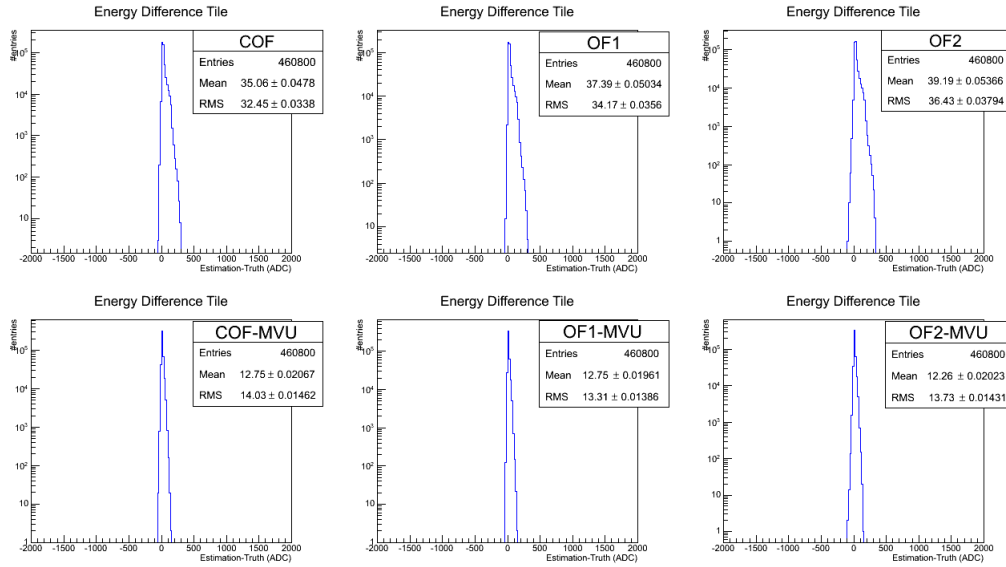


Figura 7.17: Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MVU e o valor de real de energia.

Tabela 7.5: Parâmetros da distribuição da diferença entre a energia estimada e a real. Dados sem empilhamento.

Diferença na Estimação (dados sem empilhamento - pesos sem empilhamento)			
Estimador	Entradas	Média	RMS
COF	460 800	35,057 ± 0,048	32,451 ± 0,034
COF-MLE	460 800	12,742 ± 0,021	14,021 ± 0,015
COF-MVU	460 800	12,749 ± 0,021	14,033 ± 0,015
OF1	460 800	37,390 ± 0,050	34,172 ± 0,036
OF1-MLE	460 800	12,738 ± 0,019	13,289 ± 0,014
OF1-MVU	460 800	12,745 ± 0,019	13,309 ± 0,014
OF2	460 800	39,186 ± 0,053	36,425 ± 0,038
OF2-MLE	460 800	12,251 ± 0,020	13,712 ± 0,014
OF2-MVU	460 800	12,258 ± 0,020	13,733 ± 0,014

A Tabela 7.5 resume os principais parâmetros das distribuições da diferença entre a energia estimada e a energia real utilizando o conjunto de dados sem ruído de empilhamento. Podemos notar observando os resultados que a aplicação da estimação de energia em célula utilizando os métodos MLE e MVU diminuem o erro médio da energia estimada, assim como diminui o valor eficaz do erro da estimação, o que mostra que o método melhora tanto a precisão quanto a exatidão da estimação.

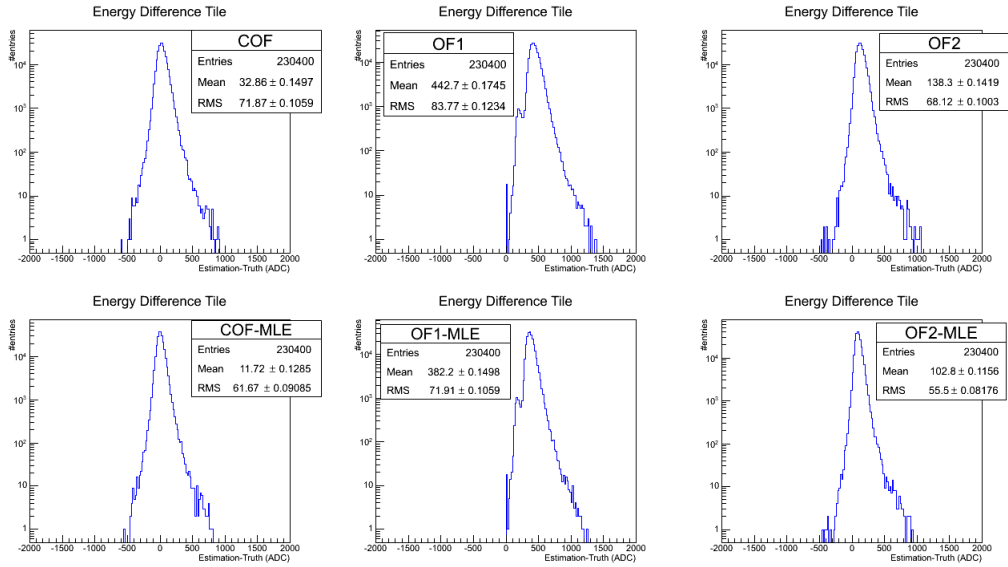


Figura 7.18: Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.

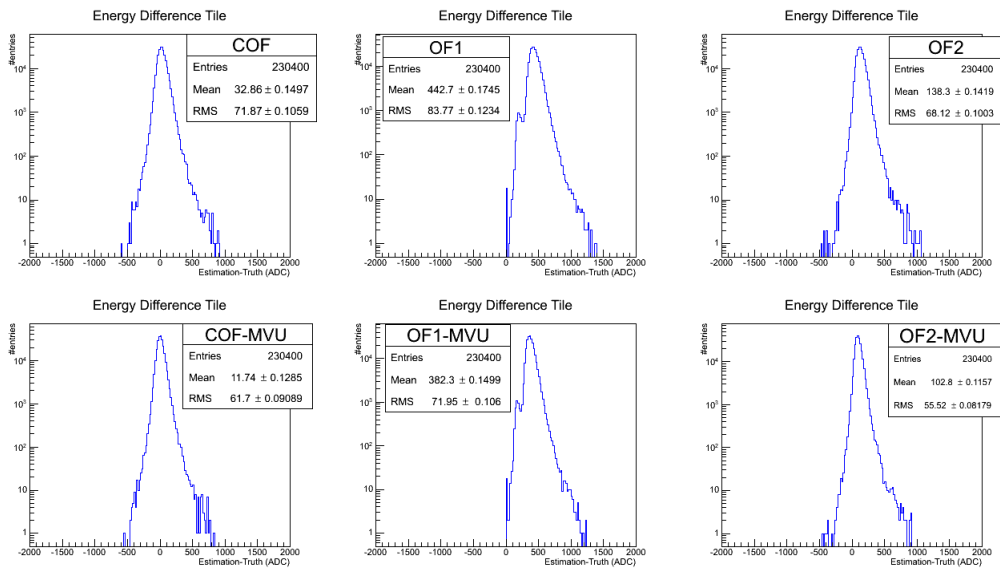


Figura 7.19: Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MVU e o valor de real de energia.

Tabela 7.6: Parâmetros da distribuição da diferença entre a energia estimada e a real. Dados com empilhamento.

Diferença na Estimação (dados com empilhamento - pesos com empilhamento)			
Estimador	Entradas	Média	RMS
COF	230 400	$32,862 \pm 0,149$	$71,873 \pm 0,106$
COF-MLE	230 400	$11,723 \pm 0,128$	$61,671 \pm 0,091$
COF-MVU	230 400	$11,741 \pm 0,128$	$61,699 \pm 0,091$
OF1	230 400	$442,653 \pm 0,174$	$83,766 \pm 0,123$
OF1-MLE	230 400	$382,225 \pm 0,149$	$71,912 \pm 0,106$
OF1-MVU	230 400	$382,264 \pm 0,149$	$71,945 \pm 0,106$
OF2	230 400	$138,302 \pm 0,141$	$68,116 \pm 0,100$
OF2-MLE	230 400	$102,763 \pm 0,115$	$55,499 \pm 0,082$
OF2-MVU	230 400	$102,785 \pm 0,115$	$55,524 \pm 0,082$

A Tabela 7.6 resume os principais parâmetros das distribuições da diferença entre a energia estimada e a energia real utilizando o conjunto de dados com ruído de empilhamento. Podemos notar observando os resultados que a aplicação da estimação de energia em célula utilizando os métodos MLE e MVU diminuem o erro médio da energia estimada, assim como diminui o valor eficaz do erro da estimação, o que mostra que o método melhora tanto a precisão quanto a exatidão da estimação. Neste caso podemos ver claramente que os métodos de estimação de amplitude de canal OF1 e OF2 possuem um erro médio maior (*bias*) que afeta a tendência energia estimada. Porém, mesmo nesses casos os métodos MLE e MVU também melhoram a estimação da energia.

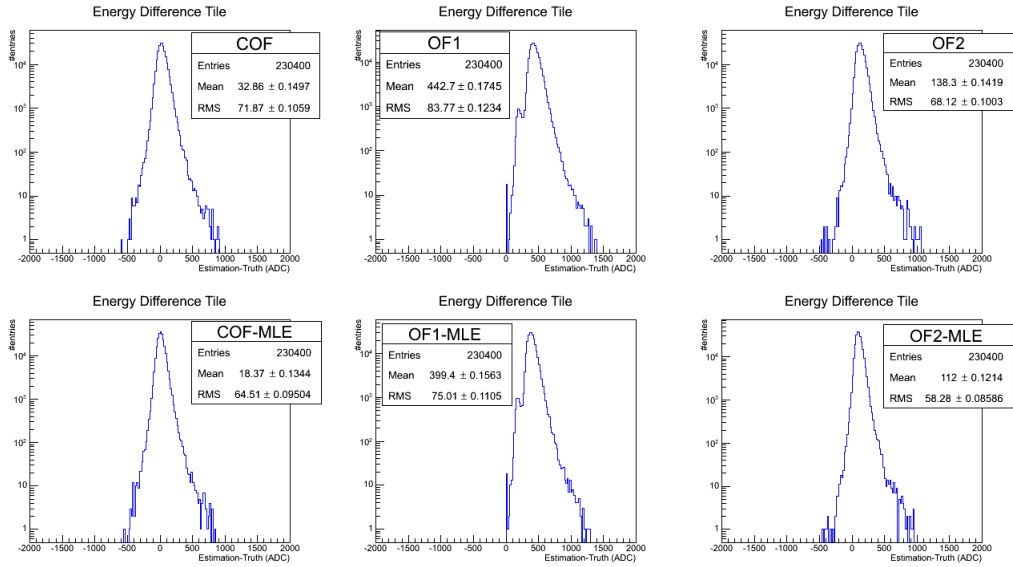


Figura 7.20: Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.

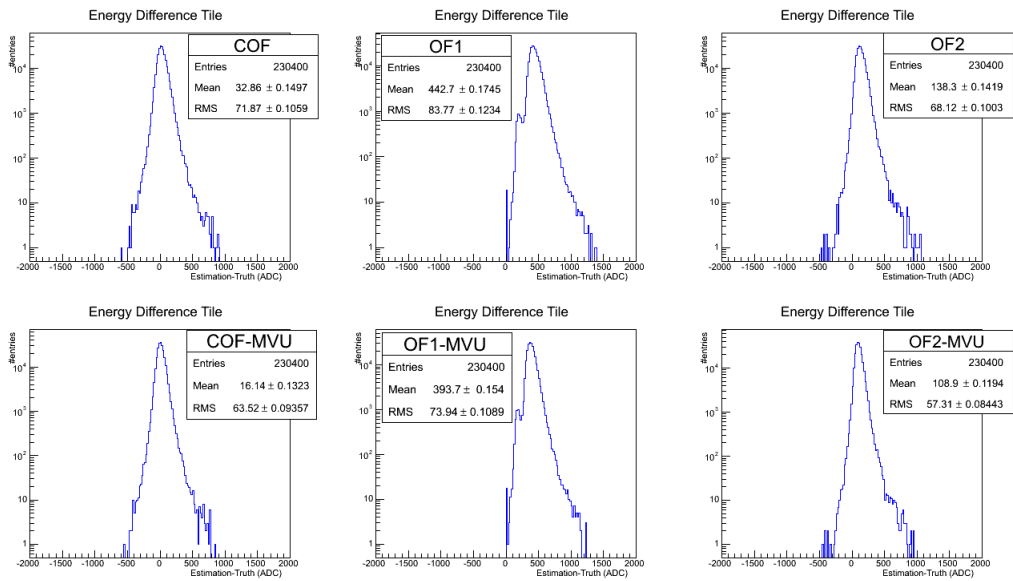


Figura 7.21: Distribuição da diferença entre o valores estimado usando MLE e o valor de real de energia.

Tabela 7.7: Parâmetros da distribuição da diferença entre a energia estimada e a real. Dados com empilhamento, pesos do conjunto de dados sem empilhamento.

Diferença na Estimação (dados com empilhamento - pesos sem empilhamento)			
Estimador	Entradas	Média	RMS
COF	230 400	32,862 ± 0,149	71,837 ± 0,0106
COF-MLE	230 400	18,366 ± 0,134	64,514 ± 0,095
COF-MVU	230 400	16,142 ± 0,132	63,518 ± 0,093
OF1	230 400	442,653 ± 0,174	83,766 ± 0,123
OF1-MLE	230 400	399,424 ± 0,156	75,010 ± 0,110
OF1-MVU	230 400	393,663 ± 0,154	73,937 ± 0,109
OF2	230 400	138,302 ± 0,142	68,116 ± 0,100
OF2-MLE	230 400	112,002 ± 0,121	58,280 ± 0,086
OF2-MVU	230 400	108,907 ± 0,119	57,313 ± 0,084

A Tabela 7.6 resume os principais parâmetros das distribuições da diferença entre a energia estimada e a energia real utilizando o conjunto de dados com ruído de empilhamento e com a estimação realizada com pesos extraídos do conjunto sem empilhamento. Os resultados observados mostram que a aplicação da estimação de energia em célula utilizando os métodos MLE e MVU diminuem o erro médio da energia estimada, assim como diminui o valor eficaz do erro da estimação, o que mostra que o método melhora tanto a precisão quanto a exatidão da estimação. Neste caso podemos ver claramente que os métodos de estimação de amplitude de canal OF1 e OF2 possuem um erro médio maior (*bias*) que afeta a tendência energia estimada. Porém, mesmo nesses casos os métodos MLE e MVU também melhoram a estimação da energia.

7.2.3 Área sob a Curva da Cauda Negativa

A seguir, apresentamos o resultado dos valores da área sob a curva da cauda negativa das distribuições de energia. Este é um dos parâmetros propostos neste trabalho para ser utilizado como medida de eficiência da estimação de energia. Este parâmetro auxilia a quantificar o tamanho da cauda negativa de cada tipo de estimador diferente, muitas vezes impossível de se aferir visualmente analisando distribuições como vista nas Figuras 7.4, 7.5, 7.6.

Tabela 7.8: Resultado da área sob a curva da cauda negativa. Dados sem empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados sem empilhamento		Pesos sem empilhamento	
Estimador	Área SS	Área MLE	Área MVU
COF	0	0	0
OF2	0	0	0
OF1	0	0	0

Tabela 7.9: Resultado da área sob a curva da cauda negativa. Dados com empilhamento e pesos estimados com empilhamento.

Dados com empilhamento		Pesos com empilhamento	
Estimador	Área SS	Área MLE	Área MVU
COF	129 885	118 910	118 725
OF2	7 960	7 140	7 140
OF1	0	0	0

Tabela 7.10: Resultado da área sob a curva da cauda negativa. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados com empilhamento		Pesos sem empilhamento	
Estimador	Área SS	Área MLE	Área MVU
COF	129 885	122 165	120 925
OF2	7 960	7 290	7 280
OF1	0	0	0

Como explicado anteriormente e visto nas distribuições da Figura 7.4, as distribuições do conjunto de dados sem ruído de empilhamento não apresentaram cauda com energia negativa, por isto vemos a Tabela 7.8 com resultados iguais a zero. Já nas Figuras 7.5 e 7.6 podemos observar que a distribuição de energia estimada pelo estimador OF1 apresentou um bias positivo que deslocou o local do pico da distribuição e não produziu a cauda com valores negativos vista em outras distribuições. Nota-se que uma melhor abordagem seria utilizar o pico da distribuição como ponto de partida e calcular a área à esquerda deste ponto para calcular a área.

Nas Tabelas 7.9 7.10, podemos notar que as distribuições de energia estimadas com o auxílio dos métodos de estimação de energia em células MLE e MVU diminuíram

região da cauda negattiva (ruído) da distribuição de energia estimada.

7.2.4 Kullback-Leiber

A seguir, apresentamos o resultado dos valores da divergência de Kullback-Leiber aplicad às distribuições de energia estimada, esta é uma medida do quão diferente uma distribuição é de outra. A comparação é realizada entre as distribuições da energia estimada e a distribuição de energia real. Um valor igual a zero da divergência de KullbackLeibler indica que as duas distribuições em comparação são iguais.

Tabela 7.11: Resultado da divergência de Kullback-Leiber. Dados sem empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados sem empilhamento		Pesos sem empilhamento	
Estimador	Área SS	Área MLE	Área MVU
COF	0,000585	0,000578	0,000578
OF2	0,000512	0,000505	0,000506
OF1	0,000316	0,000410	0,000410

Tabela 7.12: Resultado da divergência de Kullback-Leiber. Dados com empilhamento e pesos estimados com empilhamento.

Dados com empilhamento		Pesos com empilhamento	
Estimador	Área SS	Área MLE	Área MVU
COF	0,05134	0,05122	0,05124
OF2	0,03602	0,03600	0,03601
OF1	0,09935	0,09932	0,09933

Tabela 7.13: Resultado da divergência de Kullback-Leiber. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados com empilhamento		Pesos sem empilhamento	
Estimador	Área SS	Área MLE	Área MVU
COF	0,05134	0,05036	0,05035
OF2	0,03602	0,03601	0,03600
OF1	0,09925	0,09903	0,09904

Os resultados resumidos nas Tabelas 7.11, 7.12 e 7.13, mostram uma diminuição pequena, mas indicativa que os métodos de estimação em célula aumentaram a similaridade entre as distribuições da energia estimada e a real.

7.2.5 Teste de Kolmogorov-Smirnov

A seguir apresentamos os resultados do teste de duas amostras de Kolmogorov-Smirnov. Apresentamos o parâmetro valor-p (p-value, em inglês) que representa o valor de probabilidade de significância que é uma medida de probabilidade de se encontrar os resultados observados, ou mais extremos, quando a hipótese nula de um dado teste estatístico é verdadeira. Este parâmetro é comumente usado para quantificar a significância estatística dos resultados de um teste de hipótese. Se o valor deste parâmetro for razoavelmente baixo (menor que o nível de significância), podemos afirmar que há evidências suficientes para rejeitar a hipótese nula. Caso contrário, não devemos rejeitar a hipótese nula. O nível de significância utilizado neste teste foi de 5% (0.05).

Tabela 7.14: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados sem empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados SPU Pesos SPU			
	Valor-P		
A vs	COF	OF2	OF1
SS	0,30	0,31	0,27
MLE	0,61	0,6	0,60
MVU	0,59	0,21	0,60

Tabela 7.15: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com empilhamento e pesos estimados com empilhamento.

Dados CPU Pesos CPU			
	Valor-P		
A vs	COF	OF2	OF1
SS	0,242	0,139	0,138
MLE	0,364	0,223	0,211
MVU	0,305	0,122	0,207

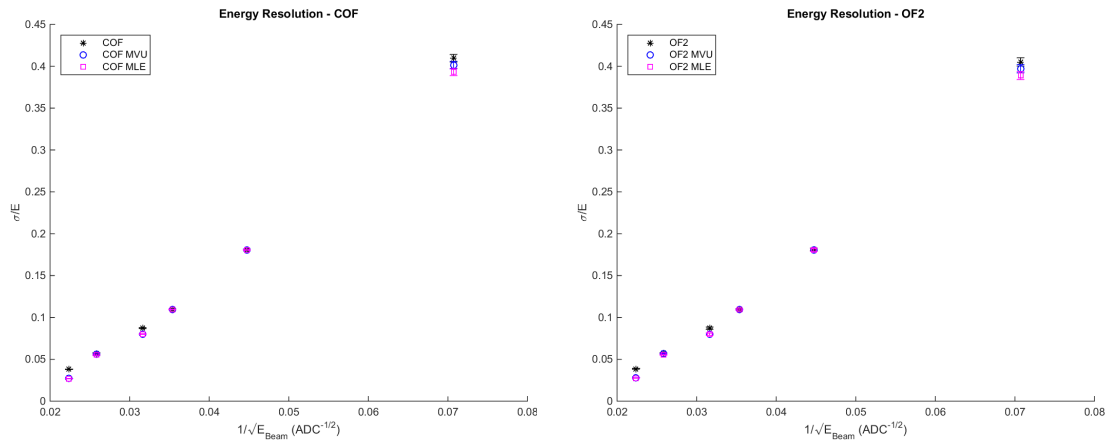
Tabela 7.16: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com empilhamento e pesos estimados sem empilhamento.

Dados CPU Pesos SPU			
	Valor-P		
A vs	COF	OF2	OF1
SS	0,1981	0,114	0,113
MLE	0,225	0,083	0,177
MVU	0,259	0,052	0,184

Observando as Tabelas 7.14, 7.15 e 7.16, podemos concluir que, novamente, os métodos de estimação em célula aumentam a similaridade entre as distribuições de energia estimada e energia real. Neste resultado podemos observar uma vantagem do método MLE em relação ao método MVU.

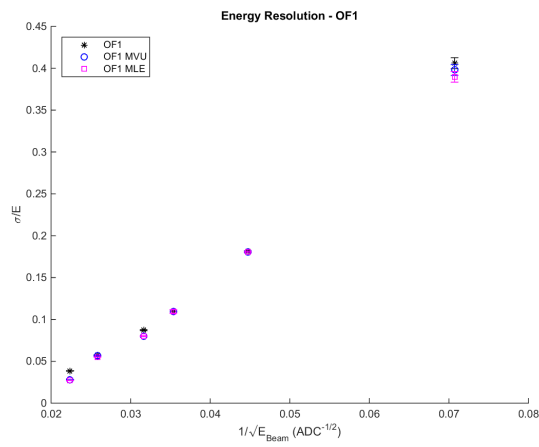
7.2.6 Resolução de Energia

Abaixo seguem os resultados da resolução de energia regiões da cauda positiva das distribuições da energia estimada. Quanto menor a resolução de energia melhor a capacidade do calorímetro de distinguir a energia de feixes de partículas.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

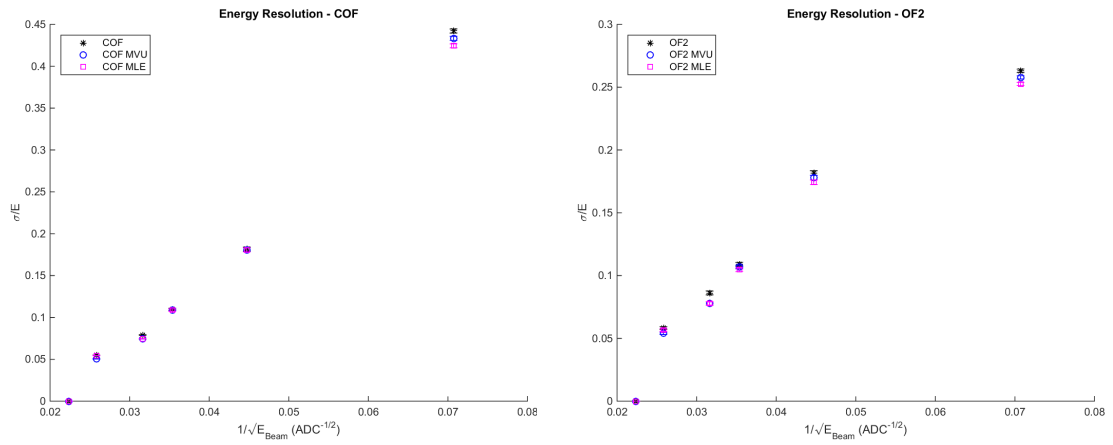
Figura 7.22: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem empilhamento.

Tabela 7.17: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem empilhamento.

COF			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	0,4096 ± 0,0066	0,4014 ± 0,0065	0,3932 ± 0,0064
500	0,1807 ± 0,0032	0,1806 ± 0,0032	0,1805 ± 0,0032
800	0,1096 ± 0,0002	0,1095 ± 0,0002	0,1094 ± 0,0002
1000	0,0872 ± 0,0015	0,08 ± 0,0014	0,0801 ± 0,0014
1500	0,0568 ± 0,0007	0,0558 ± 0,0007	0,0552 ± 0,0006
2000	0,038 ± 0,00007	0,0269 ± 0,00005	0,0267 ± 0,00005

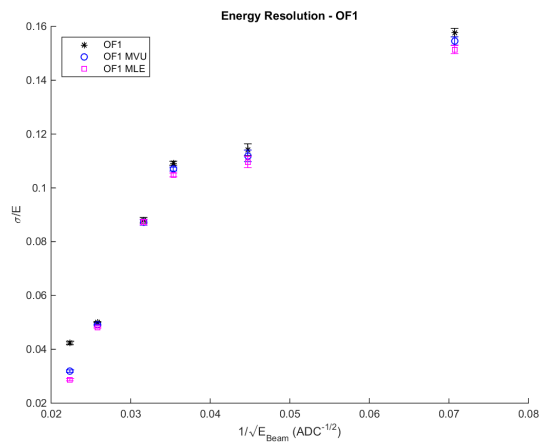
OF1			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	0,406 ± 0,0022	0,3978 ± 0,0022	0,3897 ± 0,0021
500	0,181 ± 0,0019	0,1806 ± 0,0019	0,1805 ± 0,0019
800	0,1095 ± 0,002	0,1094 ± 0,002	0,1095 ± 0,002
1000	0,0872 ± 0,0016	0,08 ± 0,0015	0,08 ± 0,0015
1500	0,0573 ± 0,0001	0,0564 ± 0,0001	0,0551 ± 0,0001
2000	0,0384 ± 0,00074	0,0278 ± 0,00054	0,0271 ± 0,00052

OF2			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	0,4051 ± 0,0077	0,397 ± 0,0076	0,3889 ± 0,0074
500	0,181 ± 0,0017	0,1806 ± 0,0017	0,1805 ± 0,0017
800	0,1096 ± 0,0017	0,1094 ± 0,0017	0,1094 ± 0,0017
1000	0,0871 ± 0,0002	0,0799 ± 0,0002	0,0799 ± 0,0002
1500	0,057 ± 0,0004	0,0564 ± 0,0004	0,0555 ± 0,0004
2000	0,0385 ± 0,0007	0,0277 ± 0,0005	0,0275 ± 0,0005



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

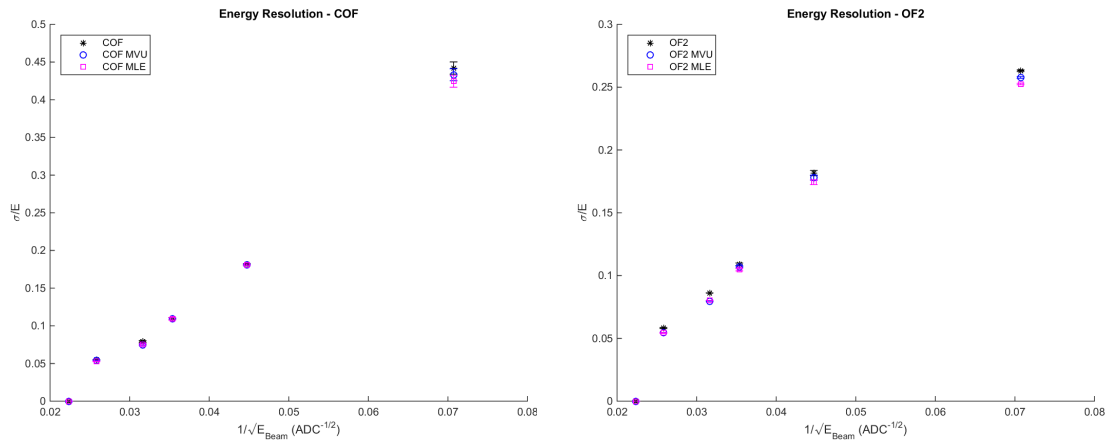
Figura 7.23: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento.

Tabela 7.18: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento.

COF			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,442 \pm 0,0008$	$0,4332 \pm 0,0008$	$0,4244 \pm 0,0008$
500	$0,1816 \pm 0,0029$	$0,1807 \pm 0,0029$	$0,1806 \pm 0,0029$
800	$0,1095 \pm 0,0015$	$0,1088 \pm 0,0015$	$0,1087 \pm 0,0015$
1000	$0,079 \pm 0,0005$	$0,0744 \pm 0,0004$	$0,0745 \pm 0,0004$
1500	$0,0547 \pm 0,001$	$0,0503 \pm 0,0009$	$0,0544 \pm 0,001$
2000	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0

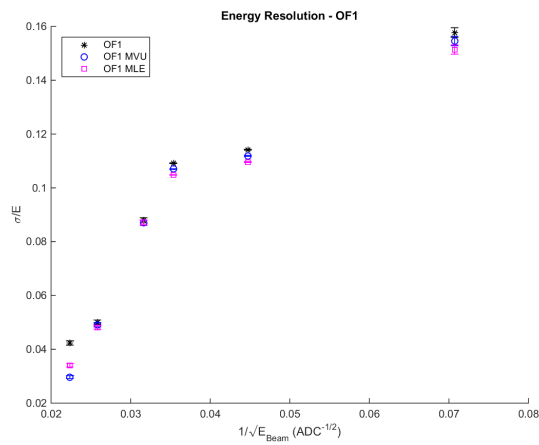
OF1			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,1577 \pm 0,0001$	$0,1545 \pm 0,0001$	$0,1514 \pm 0,0001$
500	$0,1141 \pm 0,001$	$0,1118 \pm 0,0009$	$0,1096 \pm 0,0009$
800	$0,1091 \pm 0,0008$	$0,1069 \pm 0,0008$	$0,1047 \pm 0,0007$
1000	$0,0879 \pm 0,0013$	$0,0871 \pm 0,0013$	$0,0873 \pm 0,0013$
1500	$0,0501 \pm 0,0007$	$0,0491 \pm 0,0007$	$0,0481 \pm 0,0007$
2000	$0,0423 \pm 0,0001$	$0,0319 \pm 0,0001$	$0,0287 \pm 0,0001$

OF2			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,263 \pm 0,0025$	$0,2578 \pm 0,0025$	$0,2525 \pm 0,0024$
500	$0,1816 \pm 0,0016$	$0,1779 \pm 0,0015$	$0,1743 \pm 0,0015$
800	$0,109 \pm 0,0014$	$0,1068 \pm 0,0013$	$0,1046 \pm 0,0013$
1000	$0,0861 \pm 0,0012$	$0,0777 \pm 0,0011$	$0,0778 \pm 0,0011$
1500	$0,0582 \pm 0,0008$	$0,0541 \pm 0,0008$	$0,0566 \pm 0,0008$
2000	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.24: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento e pesos estimados com dados sem empilhamento.

Tabela 7.19: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com empilhamento e pesos estimados com dados sem empilhamento.

COF			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,442 \pm 0,007$	$0,4332 \pm 0,0068$	$0,4244 \pm 0,0067$
500	$0,1816 \pm 0,0034$	$0,1809 \pm 0,0034$	$0,181 \pm 0,0034$
800	$0,1095 \pm 0,0014$	$0,1093 \pm 0,0014$	$0,1093 \pm 0,0014$
1000	$0,079 \pm 0$	$0,0748 \pm 0$	$0,0754 \pm 0$
1500	$0,0547 \pm 0,0009$	$0,0539 \pm 0,0009$	$0,0528 \pm 0,0008$
2000	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0

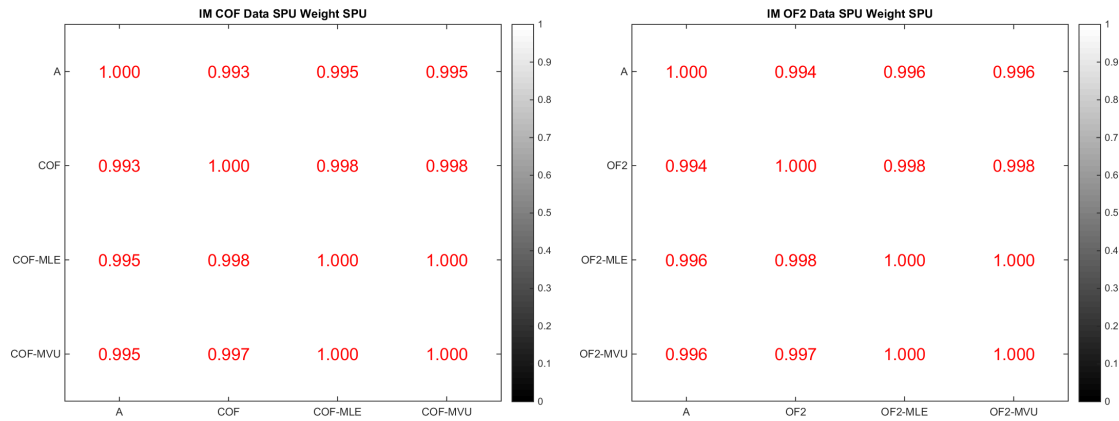
OF1			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,1577 \pm 0,0029$	$0,1545 \pm 0,0028$	$0,1514 \pm 0,0028$
500	$0,1141 \pm 0,0015$	$0,1118 \pm 0,0015$	$0,1096 \pm 0,0014$
800	$0,1091 \pm 0,0016$	$0,1069 \pm 0,0016$	$0,1047 \pm 0,0015$
1000	$0,0879 \pm 0,0013$	$0,0869 \pm 0,0012$	$0,0871 \pm 0,0012$
1500	$0,0501 \pm 0,0003$	$0,0491 \pm 0,0003$	$0,0481 \pm 0,0003$
2000	$0,0423 \pm 0,0005$	$0,0296 \pm 0,0003$	$0,034 \pm 0,0004$

OF2			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,263 \pm 0,0009$	$0,2578 \pm 0,0008$	$0,2525 \pm 0,0008$
500	$0,1816 \pm 0,0025$	$0,1779 \pm 0,0025$	$0,1743 \pm 0,0024$
800	$0,109 \pm 0$	$0,1068 \pm 0$	$0,1046 \pm 0$
1000	$0,0861 \pm 0,0004$	$0,0796 \pm 0,0004$	$0,0802 \pm 0,0004$
1500	$0,0582 \pm 0$	$0,0543 \pm 0$	$0,0543 \pm 0$
2000	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0

Podemos observar nas Figuras 7.22, 7.23 e 7.24, que a resolução de energia quando estimadas pelos métodos de estimação em células sempre está menor ou muito próxima a estimação realizada por soma simples de canal, o que indica que o método proposto não prejudica a resolução de energia do calorímetro ao utilizamos os métodos MLE ou MVU.

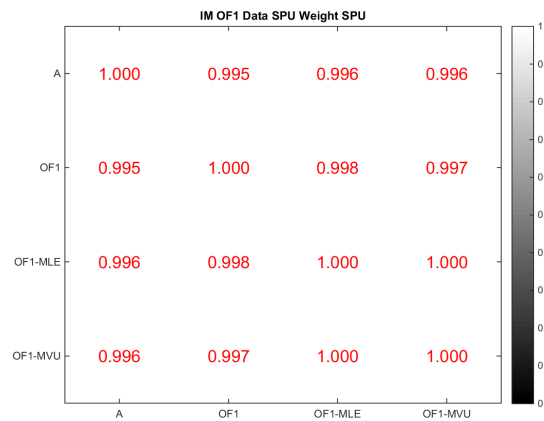
7.2.7 Informação Mútua

Abaixo segue os resultados da Informação Mútua da energia estimada e da amplitude da energia real (A).



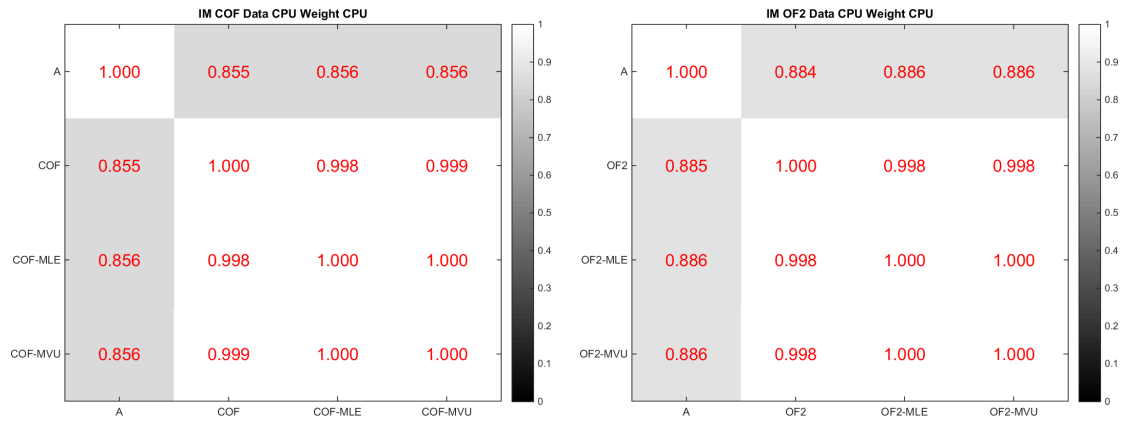
(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



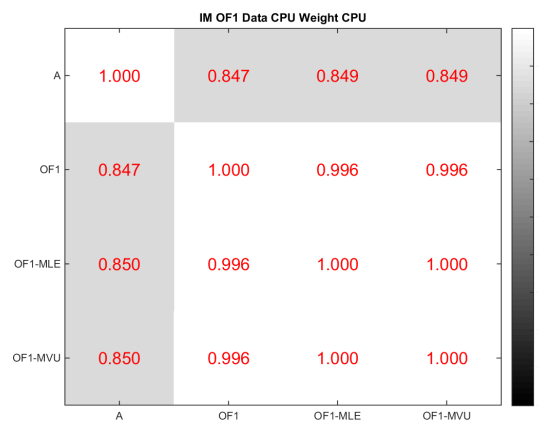
(c) Estimador OF1.

Figura 7.25: Informação Mútua entre os diferentes estimadores. Dados sem empilhamento.



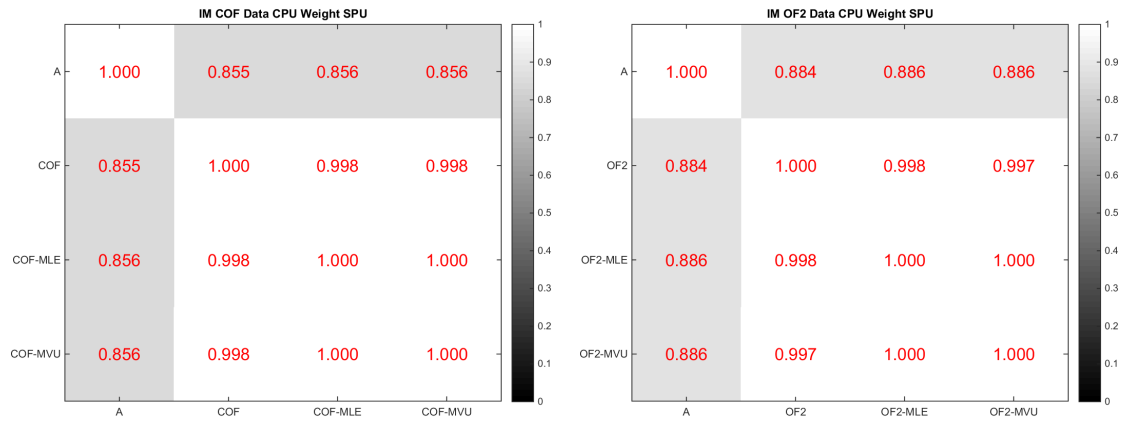
(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



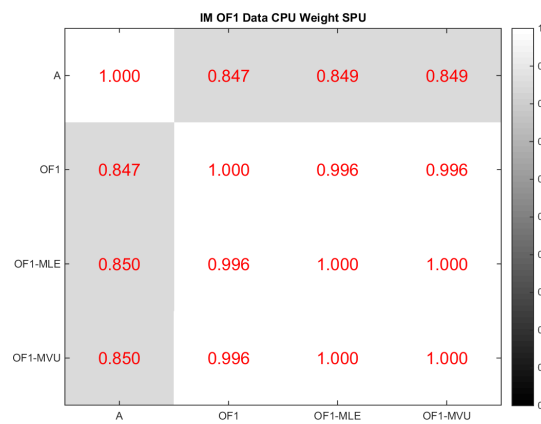
(c) Estimador OF1.

Figura 7.26: Informação Mútua entre os diferentes estimadores. Dados com empilhamento e pesos estimados em dados com empilhamento.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.27: Informação Mútua entre os diferentes estimadores. Dados com empilhamento e pesos estimados em dados sem empilhamento.

Podemos observar nas Figuras 7.25, 7.26 e 7.27 os resultados da Informação Mútua entre a energia estimada pelos métodos de estimação e a energia real, podemos notar que os métodos de estimação em célula MLE e MVU aumentam o valor da IM com a amplitude real.

7.3 Resultados com Dados de Simulação TOY

Os resultados que serão apresentados a seguir foram obtidos utilizando-se dados simulados do TOY, foram utilizados três conjuntos de dados, um sem empilhamento e outros dois com níveis de ocupação de 50% e 90%.

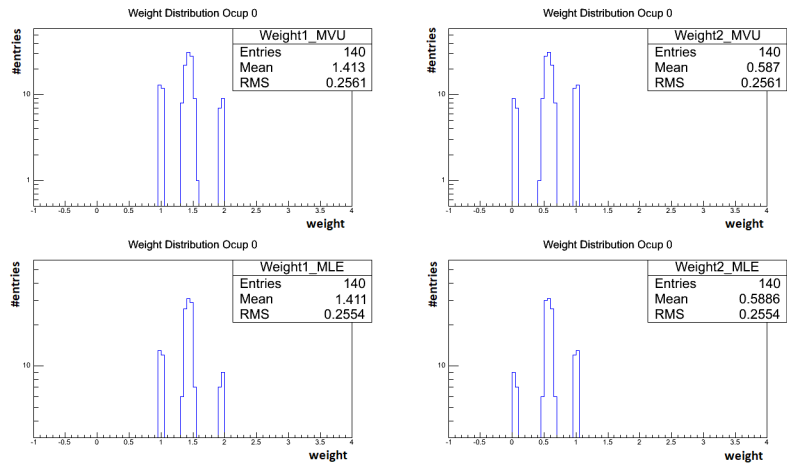


Figura 7.28: Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados TOY sem empilhamento.

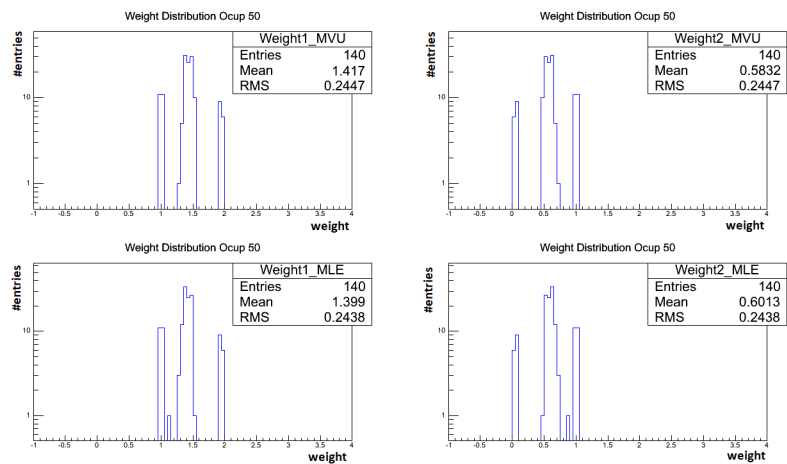


Figura 7.29: Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados TOY com ocupação de 50%.

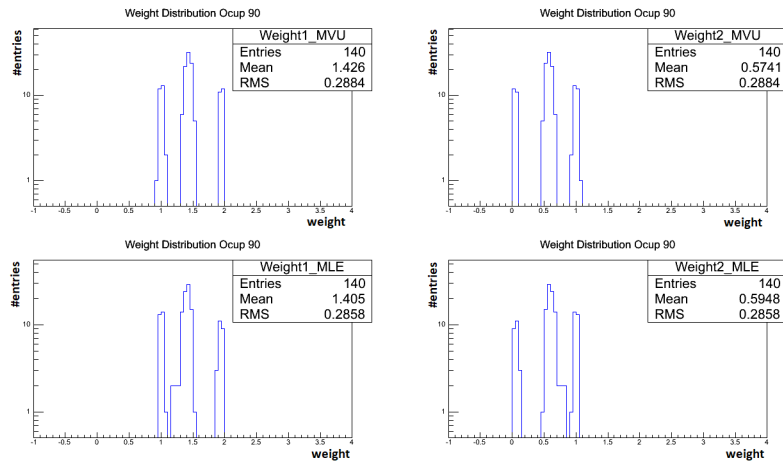
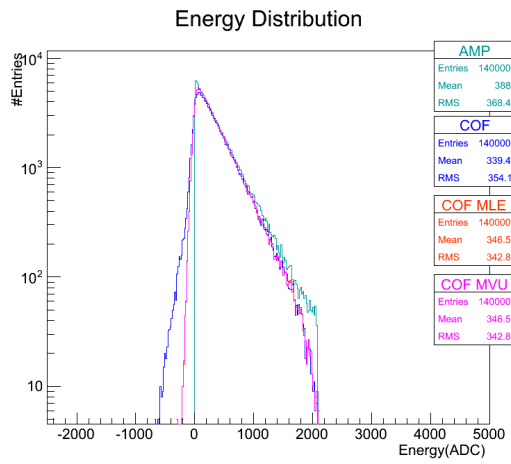
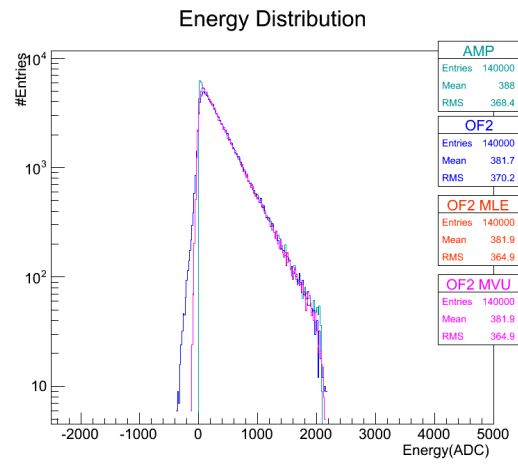


Figura 7.30: Distribuição dos pesos dos estimadores MLE e MVU para o conjunto de dados simulados TOY com ocupação de 90%.

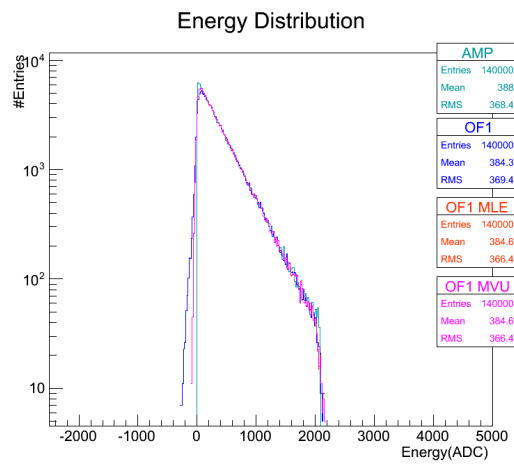
Nas Figuras 7.31, 7.32 e 7.33, apresentamos as distribuições resultantes da estimação de energia realizada nos dados simulados utilizando três estimadores de amplitude de canal diferentes (COF, OF2 e OF1) e aplicando a estimação em célula utilizando os pesos calculados através dos métodos MLE e MVU.



(a) Estimador COF.

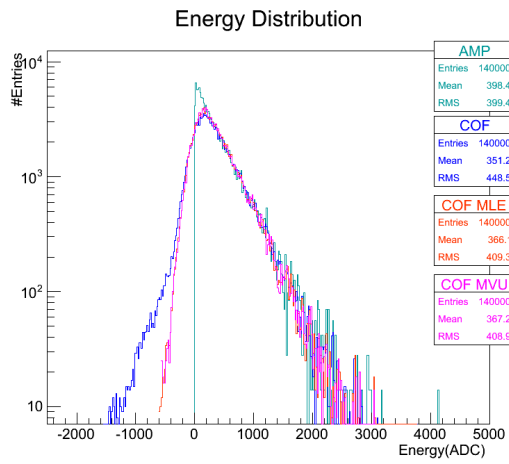


(b) Estimador OF2.

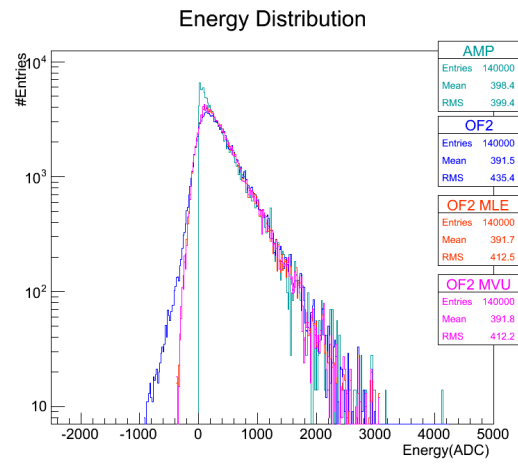


(c) Estimador OF1.

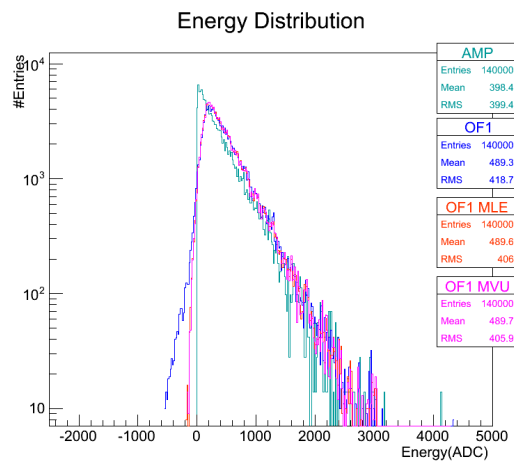
Figura 7.31: Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do TOY sem empilhamento.



(a) Estimador COF.

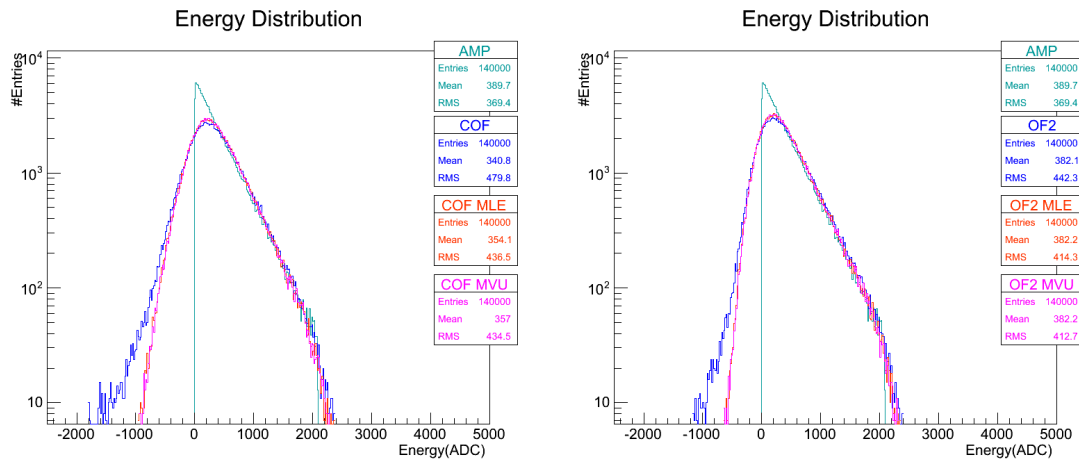


(b) Estimador OF2.



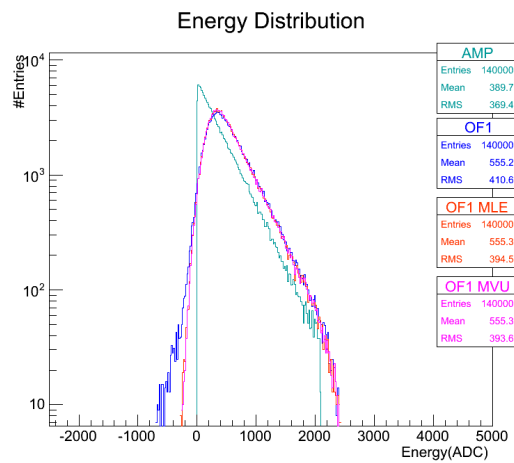
(c) Estimador OF1.

Figura 7.32: Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do TOY com ocupação de 50%.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

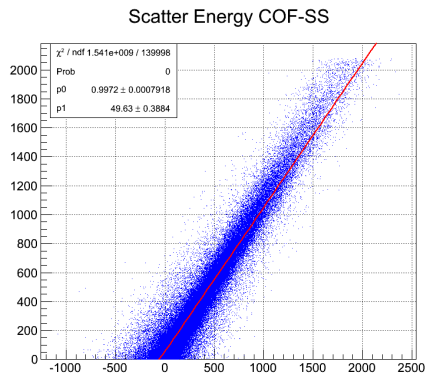


(c) Estimador OF1.

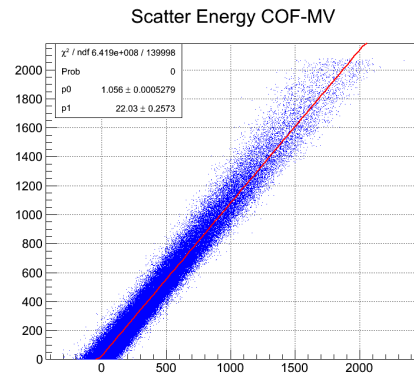
Figura 7.33: Distribuição de energia real (AMP) e estimada em dados simulados do TOY com ocupação de 90%.

7.3.1 Gráfico de Dispersão e Regressão Linear

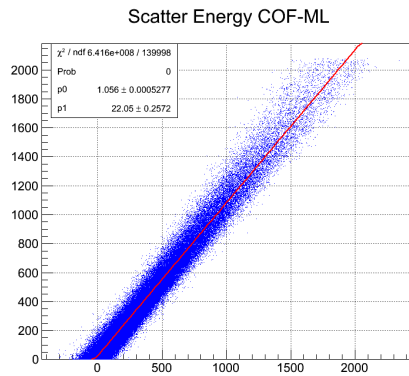
A seguir será apresentado o gráfico de dispersão e os parâmetros obtidos na regressão linear realizada no gráfico de dispersão entre a energia real e a energia estimada encontrada através de diferentes métodos de estimação.



(a) Estimaco de clula por soma simples (SS).

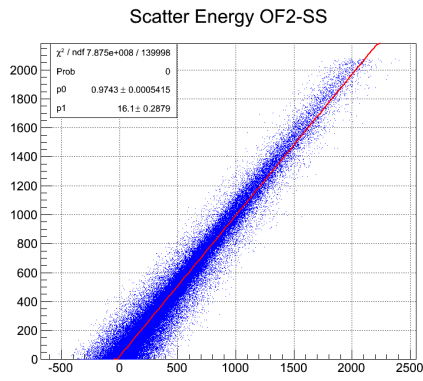


(b) Estimador de clula MVU.

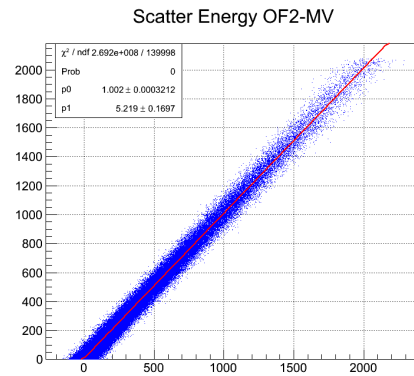


(c) Estimador de clula MLE.

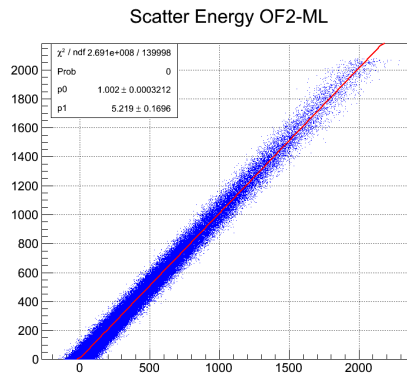
Figura 7.34: Disperso entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal COF. Dados sem ocupao.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

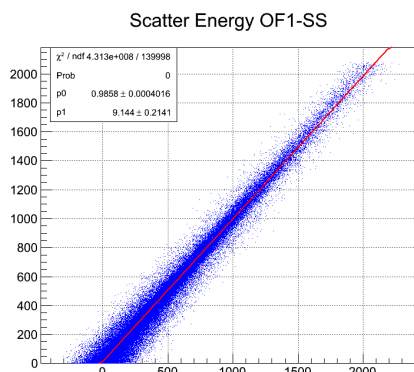


(b) Estimador de célula MVU.

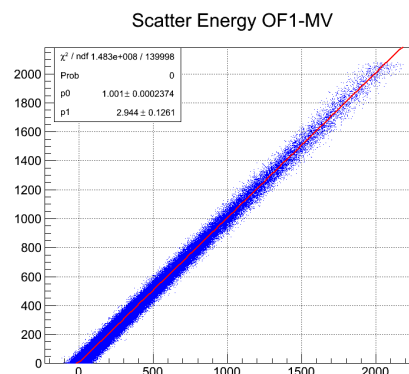


(c) Estimador de célula MLE.

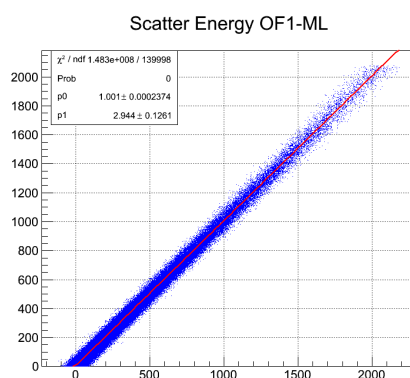
Figura 7.35: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF2. Dados sem ocupação.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).



(b) Estimador de célula MVU.



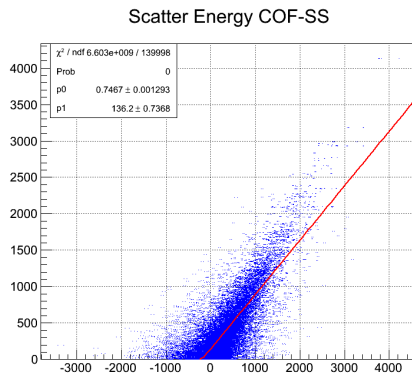
(c) Estimador de célula MLE.

Figura 7.36: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF1. Dados sem ocupação.

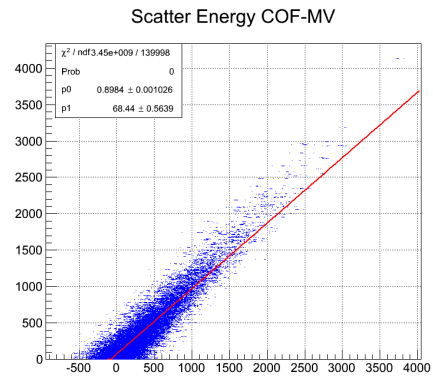
Tabela 7.20: Parâmetros da regressão linear no gráfico de dispersão de energia estimada vs. real. Dados sem ocupação.

Dados Sem Ocupação			
Estimador	p0	p1	SEE
COF	0,9972 ± 0,0008	49,6331 ± 0,3884	104,916
COF-MLE	1,0562 ± 0,0005	22,0526 ± 0,2572	67,695
COF-MVU	1,0562 ± 0,0005	22,029 ± 0,2573	67,711
OF1	0,9858 ± 0,0004	9,1439 ± 0,2141	55,507
OF1-MLE	1,0014 ± 0,0002	2,9444 ± 0,1261	32,545
OF1-MVU	1,0014 ± 0,0002	2,9443 ± 0,1261	32,549
OF2	0,9743 ± 0,0005	16,0994 ± 0,2879	75,002
OF2-MLE	1,0024 ± 0,0003	5,2185 ± 0,1696	43,847
OF2-MVU	1,0024 ± 0,0003	5,2193 ± 0,1697	43,853

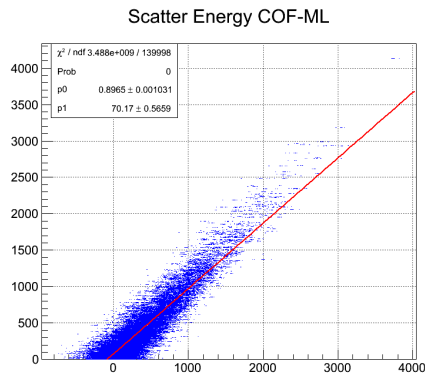
Observando as Figuras 7.34, 7.35 e 7.36, podemos notar que pelo fato desse conjunto de dados não possuir empilhamento, a linearidade do gráfico é mais nítida, ainda assim podemos observar que a aplicação da estimação em célula aumentou a correlação linear entre a energia estimada e a real, também nota-se claramente que a dispersão ao redor da reta obtida na regressão linear diminuiu quando aplica-se os métodos MLE e MVU. Na Tabela 7.20, analisando os resultados da regressão linear, podemos observar que sempre quando aplicados, os métodos MLE e MVU, diminuíram o valor do coeficiente linear da reta (p_1), além de aproximar o coeficiente angular da reta (p_0) para um, principalmente nos métodos OF1 e OF2, já no caso do estimador COF o método de soma simples apresentou um valor mais próximo a um (0,9972) se comparado com os métodos MLE (1,05) e MVU (1,05), porém se observarmos o gráfico de dispersão da Figura 7.34, nota-se que o método de soma simples possui uma dispersão maior, principalmente na região de baixa relação sinal-ruído, além de ter um valor de coeficiente linear muito maior. Os valores do SEE demonstram claramente a redução da dispersão quando utilizado os métodos MLE e MVU, uma diminuição de 35% no caso do estimador COF e de aproximadamente 41% nos estimadores OF1 e OF2.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

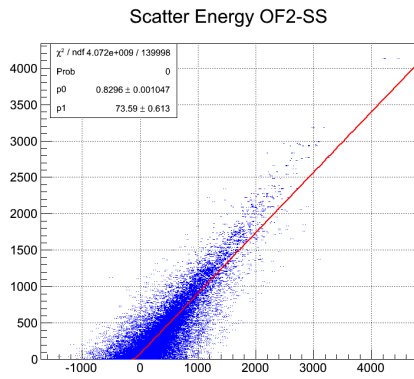


(b) Estimador de célula MVU.

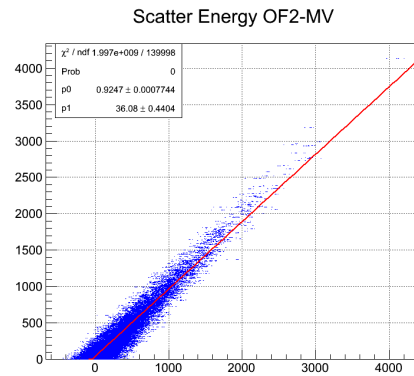


(c) Estimador de célula MLE.

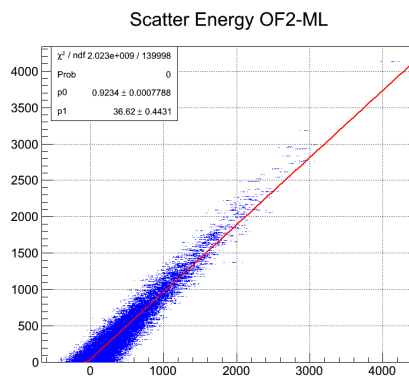
Figura 7.37: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal COF. Dados com ocupação de 50%.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

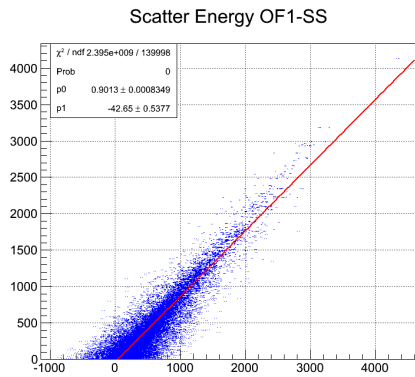


(b) Estimador de célula MVU.

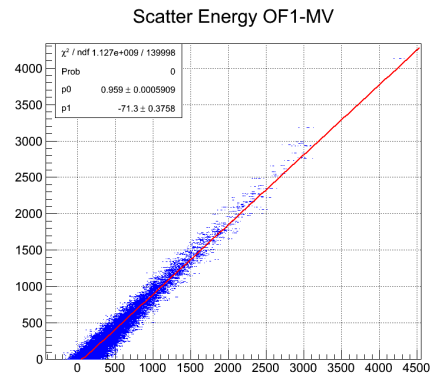


(c) Estimador de célula MLE.

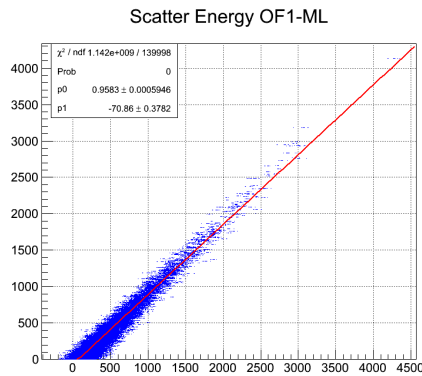
Figura 7.38: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF2. Dados com ocupação de 50%.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).



(b) Estimador de célula MVU.



(c) Estimador de célula MLE.

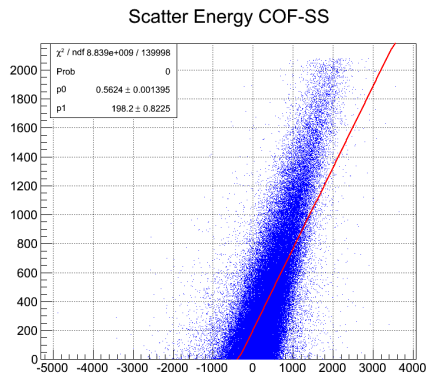
Figura 7.39: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF1. Dados com ocupação de 50%.

Tabela 7.21: Parâmetros da regressão linear no gráfico de dispersão de energia estimada vs. real. Dados com ocupação de 50%.

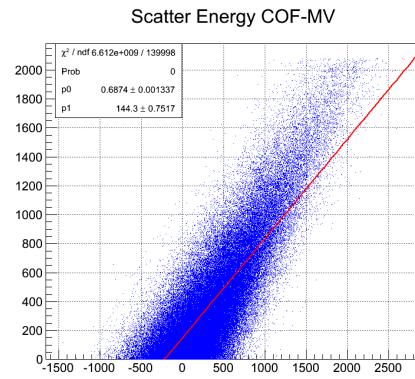
Dados Com Ocupação de 50%			
EST	p0	p1	SEE
COF	0,7467 ± 0,0013	136,2 ± 0,7368	217,18
COF-MLE	0,8965 ± 0,001	70,17 ± 0,5659	157,83
COF-MVU	0,8984 ± 0,001	68,44 ± 0,5639	156,98
OF1	0,9013 ± 0,0008	-42,65 ± 0,5377	130,81
OF1-MLE	0,9583 ± 0,0006	-70,86 ± 0,3782	90,329
OF1-MVU	0,959 ± 0,0006	-71,3 ± 0,3758	89,726
OF2	0,8296 ± 0,001	73,59 ± 0,613	170,55
OF2-MLE	0,9234 ± 0,0008	36,62 ± 0,4431	120,21
OF2-MVU	0,9247 ± 0,0008	36,08 ± 0,4404	119,44

Observando as Figuras 7.37, 7.38 e 7.39, podemos notar que pelo fato desse conjunto de dados já possuir um significativo valor de empilhamento, a linearidade do gráfico é menos nítida do que no caso do conjunto anterior de dados. Ainda assim, podemos observar que a aplicação da estimação em célula aumenta novamente a correlação linear entre a energia estimada e a real, também nota-se claramente que a dispersão dos pontos ao redor da reta, principalmente na região de baixa relação sinal-ruído, diminui quando quando aplica-se os métodos MLE e MVU.

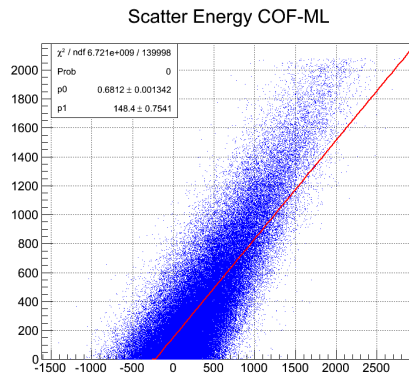
Na Tabela 7.22, analisando os resultados da regressão linear, podemos observar que o coeficiente angular (p_0) das retas obtidas estão um pouco distante do valor linear se comparado com o conjunto de dados anterior. Porém, também observamos que os os métodos MLE e MVU aproximam o coeficiente angular da reta para próximo ao valor linear em todos os casos se comparado com o método de soma simples. O coeficiente linear (p_1) das retas estimadas foram reduzidos no caso dos estimadores COF e OF2, no caso do OF1 porém, o valor aumentou. Os valores do SEE demonstram a redução da dispersão quando utilizado os métodos MLE e MVU, uma diminuição de 27% no estimador COF, 30% no estimador OF1 e 29% no OF2.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

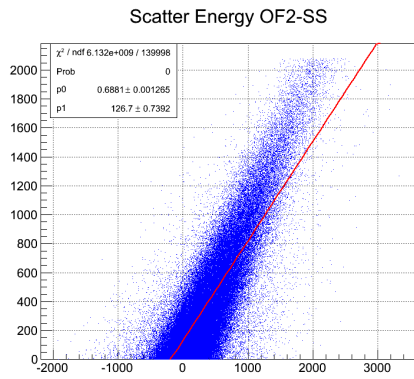


(b) Estimador de célula MVU.

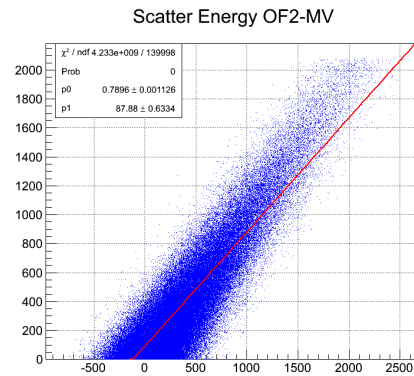


(c) Estimador de célula MLE.

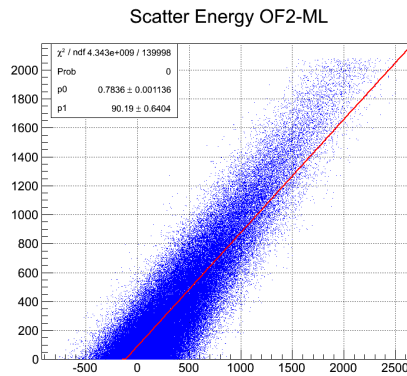
Figura 7.40: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal COF. Dados com ocupação de 90%.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).

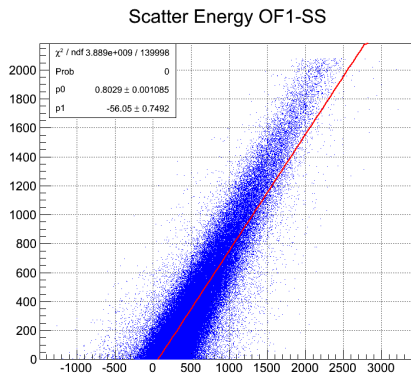


(b) Estimador de célula MVU.

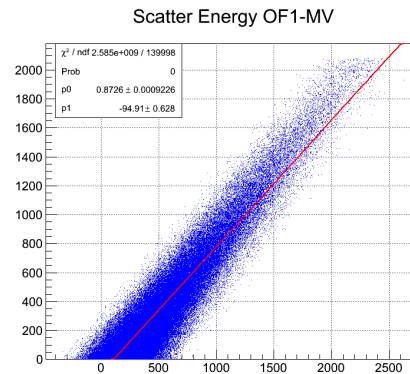


(c) Estimador de célula MLE.

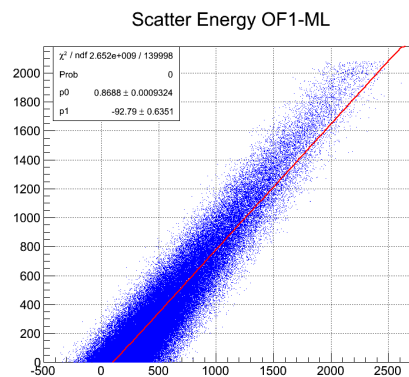
Figura 7.41: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF2. Dados com ocupação de 90%.



(a) Estimação de célula por soma simples (SS).



(b) Estimador de célula MVU.



(c) Estimador de célula MLE.

Figura 7.42: Dispersão entre a energia real e a energia estimada usando estimador de canal OF1. Dados com ocupação de 90%.

Tabela 7.22: Parâmetros da regressão linear no gráfico de dispersão de energia estimada vs. real. Dados com ocupação de 90%.

Dados Com Ocupação de 90%			
Estimador	p0	p1	SEE
COF	0,5624 ± 0,0014	198,2205 ± 0,8225	251,275
COF-MLE	0,6812 ± 0,0013	148,4277 ± 0,7541	219,111
COF-MVU	0,6874 ± 0,0013	144,2637 ± 0,7517	217,326
OF1	0,8029 ± 0,0011	-56,0476 ± 0,7492	166,674
OF1-MLE	0,8688 ± 0,0009	-92,7944 ± 0,6351	137,633
OF1-MVU	0,8726 ± 0,0009	-94,9091 ± 0,628	135,881
OF2	0,6881 ± 0,0013	126,6957 ± 0,7392	209,283
OF2-MLE	0,7836 ± 0,0011	90,1904 ± 0,6404	176,126
OF2-MVU	0,7896 ± 0,0011	87,8763 ± 0,6334	173,89

Observando as Figuras 7.40, 7.41 e 7.42, podemos notar que pelo fato desse conjunto de dados possuir um elevado valor de empilhamento, a linearidade do gráfico bem menos nítida do que no caso dos conjuntos anteriores de dados, além da dispersão ser visivelmente maior.

Na Tabela ??, analisando os resultados da regressão linear, podemos observar que o coeficiente angular (p_0) das retas obtidas estão ainda mais distantes do valor linear se comparado com os conjuntos de dados anteriores. Porém, também observamos que os os métodos MLE e MVU elevam o coeficiente angular da reta (p_0) para mais próximo do valor linear em todos os casos se comparado com o método de soma simples. O coeficiente linear (p_1) das retas estimadas foram reduzidos no caso dos estimadores COF e OF2, no caso do OF1 porém, o valor aumentou. Os valores do SEE demonstram a redução da dispersão quando utilizado os métodos MLE e MVU, uma diminuição de 13% no estimador COF, 18% no estimador OF1 e 17% no OF2.

7.3.2 Diferença na Estimação

A seguir apresentamos as distribuições da diferença encontrada entre os valores estimados e o valor de real de energia para diferentes conjunto de dados. Também apresentamos tabelas que resumem os principais parâmetros dessas distribuições para melhor comparação dos resultados.

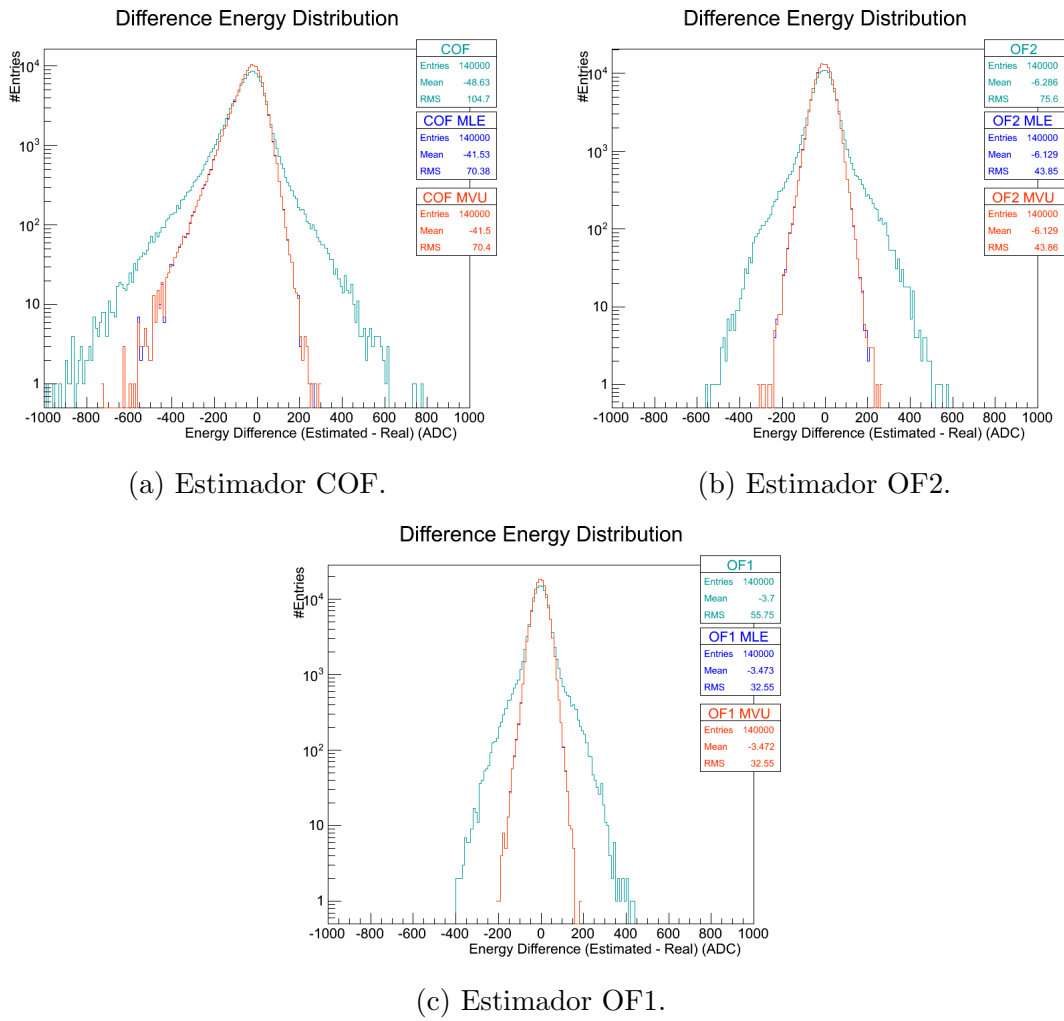


Figura 7.43: Distribuições da diferença entre a energia estimada e a real.

Tabela 7.23: Resultados das distribuições do erro de estimação da energia. Dados sem empilhamento.

Dados Sem Ocupação			
EST	Entradas	Média	RMS
COF	140 000	$-48,673 \pm 0,280$	$104,920 \pm 0,198$
COF-MLE	140 000	$-41,525 \pm 0,188$	$70,383 \pm 0,133$
COF-MVU	140 000	$-41,505 \pm 0,188$	$70,398 \pm 0,133$
OF2	140 000	$-6,286 \pm 0,202$	$75,603 \pm 0,143$
OF2-MLE	140 000	$-6,129 \pm 0,117$	$43,855 \pm 0,083$
OF2-MVU	140 000	$-6,129 \pm 0,117$	$43,861 \pm 0,083$
OF1	140 000	$-3,700 \pm 0,149$	$55,753 \pm 0,105$
OF1-MLE	140 000	$-3,473 \pm 0,087$	$32,549 \pm 0,062$
OF1-MVU	140 000	$-3,472 \pm 0,087$	$32,553 \pm 0,062$

Podemos observar nas distribuições da Figura 7.43 e na Tabela 7.23 que o uso da estimação em célula com os métodos MLE e MVU diminuaram o valor quadrático médio (RMS) do erro da estimação em 32% no caso do estimador COF, 41% no estimador OF2 e em 41,6% no caso do OF1, confirmando a característica desses estimadores de mínima variância, o que implica na melhora da precisão da estimação de energia. Além disso, podemos notar que os estimadores MLE e MVU diminuaram a média do erro da estimação de energia, 14,7% no estimador COF, 2,5% com o estimador OF2 e 6,16% com o estimador OF1, o que implica na melhora da exatidão da estimação de energia.

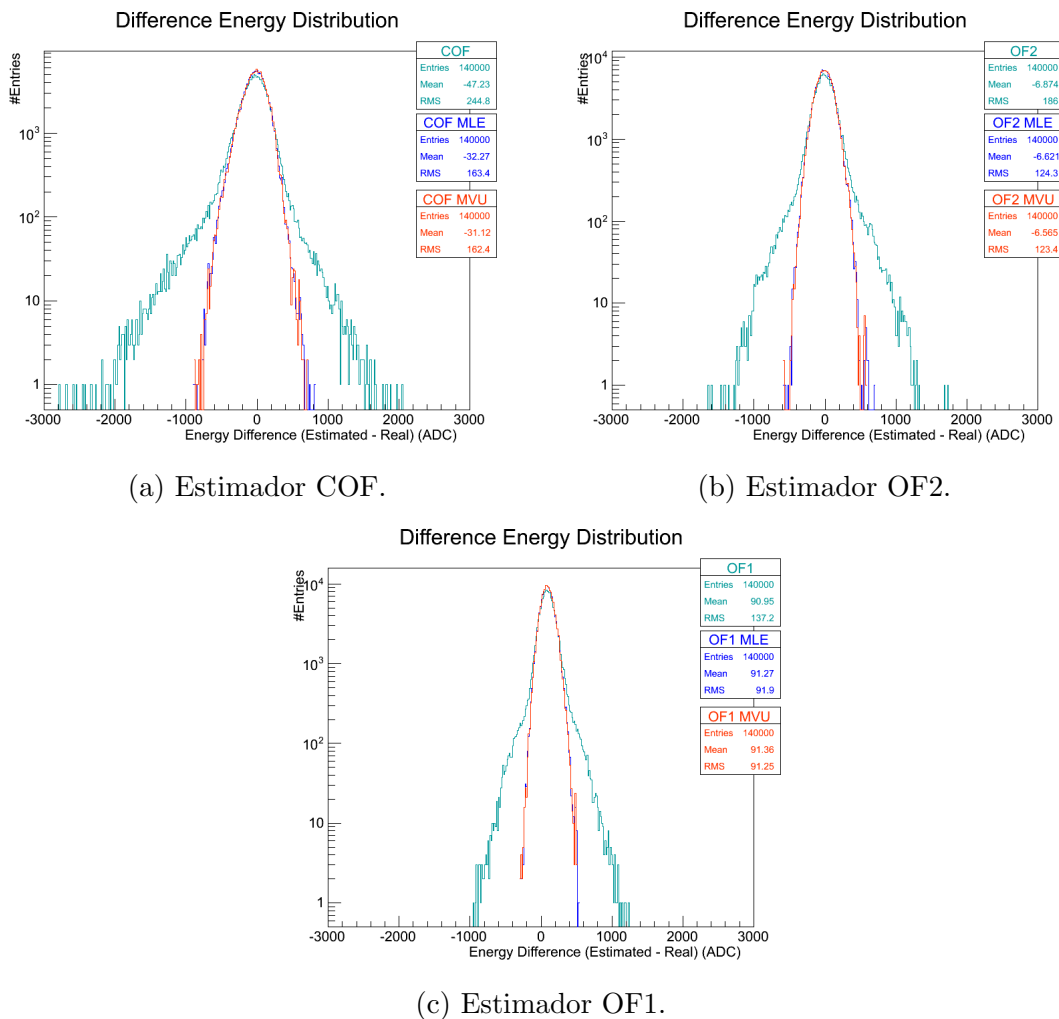


Figura 7.44: Distribuições da diferença entre a energia estimada e a real.

Tabela 7.24: Resultados das distribuições do erro de estimação da energia. Dados com ocupação de 50%.

Dados Com Ocupação 50			
Estimador	Entradas	Média	RMS
COF	140 000	-47,228 ± 0,654	244,801 ± 0,463
COF-MLE	140 000	-32,273 ± 0,437	163,422 ± 0,309
COF-MVU	140 000	-31,116 ± 0,434	162,389 ± 0,307
OF2	140 000	-6,874 ± 0,497	185,993 ± 0,351
OF2-MLE	140 000	-6,621 ± 0,332	124,296 ± 0,235
OF2-MVU	140 000	-6,565 ± 0,330	123,408 ± 0,233
OF1	140 000	90,946 ± 0,367	137,178 ± 0,259
OF1-MLE	140 000	91,274 ± 0,246	91,900 ± 0,174
OF1-MVU	140 000	91,356 ± 0,244	91,253 ± 0,172

Podemos observar nas distribuições da Figura 7.44 e na Tabela 7.24 que o uso da estimação em célula com os métodos MLE e MVU diminuíram o valor quadrático médio (RMS) do erro da estimação em 33% no caso do estimador COF, 33% no estimador OF2 e de 33% no caso do OF1, confirmando a característica desses estimadores de mínima variância, o que implica na melhora da precisão da estimação de energia. Além disso, podemos notar que os estimadores MLE e MVU diminuíram a média do erro da estimação de energia tanto usando COF como o OF2, 34% no estimador COF, 4,5% com o estimador OF2, o que implica na melhora da exatidão da estimação de energia, mas no estimador OF1 houve um ligeiro aumento de 0,36%.

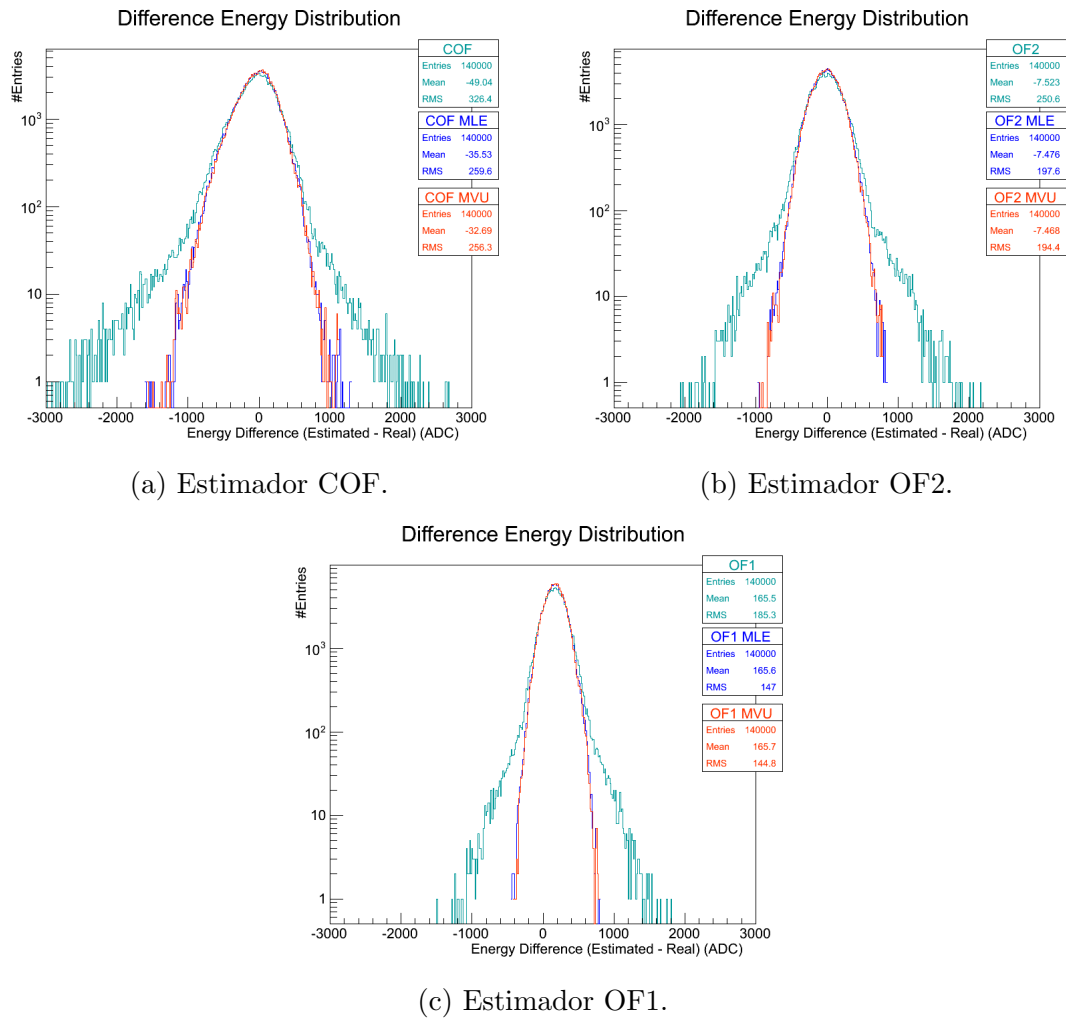


Figura 7.45: Distribuições da diferença entre a energia estimada e a real.

Tabela 7.25: Resultados das distribuições do erro de estimação da energia. Dados com ocupação de 90%.

Dados Com Ocupação 90			
Estimador	Entradas	Média	RMS
COF	140 000	-49,038 ± 0,872	326,436 ± 0,617
COF-MLE	140 000	-35,535 ± 0,694	259,563 ± 0,491
COF-MVU	140 000	-32,686 ± 0,685	256,261 ± 0,484
OF2	140 000	-7,523 ± 0,670	250,645 ± 0,474
OF2-MLE	140 000	-7,476 ± 0,528	197,638 ± 0,374
OF2-MVU	140 000	-7,468 ± 0,519	194,360 ± 0,367
OF1	140 000	165,491 ± 0,495	185,286 ± 0,350
OF1-MLE	140 000	165,633 ± 0,393	147,039 ± 0,278
OF1-MVU	140 000	165,663 ± 0,387	144,839 ± 0,274

Podemos observar nas distribuições da Figura 7.45 e na Tabela 7.25 que o uso da estimação em célula com os métodos MLE e MVU diminuíram o valor quadrático médio (RMS) do erro da estimação em 21,5% no caso do estimador COF, 22,5% no estimador OF2 e de 21,8% no caso do OF1, confirmando a característica desses estimadores de mínima variância, o que implica na melhora da precisão da estimação de energia. Além disso, podemos notar que os estimadores MLE e MVU diminuíram a média do erro da estimação de energia tanto usando COF como o OF2, 33,3% no estimador COF, 0,73% com o estimador OF2, o que implica na melhora da exatidão da estimação de energia, mas no estimador OF1 houve um ligeiro aumento de 0,08%.

7.3.3 Área sob a curva da Cauda Negativa

A seguir, apresentamos o resultado dos valores da área sob a curva da cauda negativa das distribuições de energia que podem ser vistas nas Figuras 7.31, 7.32, 7.33.

Tabela 7.26: área sob a Curva da cauda negativa. Dados sem ocupação.

A.U.C Sem Ocupação			
Estimador	SS	MLE	MVU
COF	1 056 265	338 960	338 700
OF2	416 750	120 195	120 135
OF1	231 070	66 905	66 885

Tabela 7.27: área sob a Curva da cauda negativa. Dados com ocupação de 50%.

A.U.C Ocupação de 50%			
Estimador	SS	MLE	MVU
COF	4 504 555	2 196 740	2 150 540
OF2	2 272 425	1 175 475	1 159 745
OF1	490 375	84 435	81 180

Tabela 7.28: área sob a Curva da cauda negativa. Dados com ocupação de 90%.

A.U.C Ocupação de 90%			
Estimador	SS	MLE	MVU
COF	7 385 920	5 043 730	4 874 880
OF2	3 892 505	2 725 735	2 649 910
OF1	547 195	168 715	158 305

Observando os resultados nas Tabelas ??, 7.27 e 7.27, podemos constatar que em todos os casos os estimadores em célula MLE e MVU diminuam a área da cauda negativa, com destaque para o MVU. Nos dados sem ocupação a maior diminuição no caso do estimador COF foi de 67,9%, no OF2 de 71,1% e no estimador OF1 de 71%. Nos dados com ocupação de 50% a maior diminuição no caso do estimador COF foi de 52,2%, no OF2 de 48,9% e no estimador OF1 de 83,4%. Nos dados com ocupação de 90% a maior diminuição no caso do estimador COF foi de 33,99%, no OF2 de 31,9% e no estimador OF1 de 71%.

7.3.4 Kullback-Leiber

A seguir, apresentamos o resultado dos valores da divergência de Kullback-Leiber aplicada às distribuições de energia estimada, esta é uma medida do quão diferente uma distribuição é de outra. A comparação é realizada entre as distribuições da energia estimada e a distribuição da amplitude de energia real (A). Um valor igual a zero da divergência de Kullback-Leiber indica que as duas distribuições em comparação são iguais.

Tabela 7.29: Resultados da divergência de Kullback-Leiber.

Sem Ocupação			
Est	A vs SS	A vs ML	A vs MV
COF	0,0330	0,0201	0,0201
OF2	0,0267	0,0125	0,0125
OF1	0,0172	0,0077	0,0077

Tabela 7.30: Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados com ocupação de 50%.

Ocupação de 50%			
Est	A-SS	A-ML	A-MV
COF	0,0862	0,0836	0,0827
OF2	0,0879	0,0630	0,0624
OF1	0,0798	0,0588	0,0584

Tabela 7.31: Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados com ocupação de 90%.

Ocupação de 90 %			
Est	A vs SS	A vs MLE	A vs MVU
COF	0,1338	0,1398	0,1386
OF2	0,1407	0,1184	0,1159
OF1	0,1285	0,1112	0,1099

Observando os resultados nas Tabelas 7.29, 7.30 e 7.30, podemos constatar que, em geral, os estimadores em célula MLE e MVU diminuíram a divergência de KL, com uma exceção no caso do estimador COF usando os dados com ocupação de 90%, onde houve um pequeno aumento na divergência, de 0,1338 no caso da estimação em soma simples, para 0,1398 no MLE e 0,1386 no MVU.

7.3.5 Teste de Kolmogorov-Smirnov

A seguir apresentamos os resultados do teste de duas amostras de Kolmogorov-Smirnov. Apresentamos o parâmetro valor-p (p-value, em inglês) que representa o valor de probabilidade de significância que é uma medida de probabilidade de se encontrar os resultados observados, ou mais extremos, quando a hipótese nula de um dado teste estatístico é verdadeira. Este parâmetro é comumente usado para quantificar a significância estatística dos resultados de um teste de hipótese. Se o valor deste parâmetro for razoavelmente baixo (menor que o nível de significância), podemos afirmar que há evidências suficientes para rejeitar a hipótese nula. Caso contrário, não devemos rejeitar a hipótese nula. O nível de significância utilizado neste teste foi de 5% (0.05).

Tabela 7.32: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados sem ocupação.

KS sem Ocupação			
	Valor-P		
Estimador	A vs SS	A vs MLE	A vs MVU
COF	0,47	0,66	0,61
OF2	0,36	0,71	0,62
OF1	0,48	0,67	0,62

Tabela 7.33: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com ocupação de 50%.

KS Ocupação 50%			
	Valor-P		
Estimador	A vs SS	A vs MLE	A vs MVU
COF	0,022	0,021	0,057
OF2	0,017	0,023	0,025
OF1	0,016	0,083	0,055

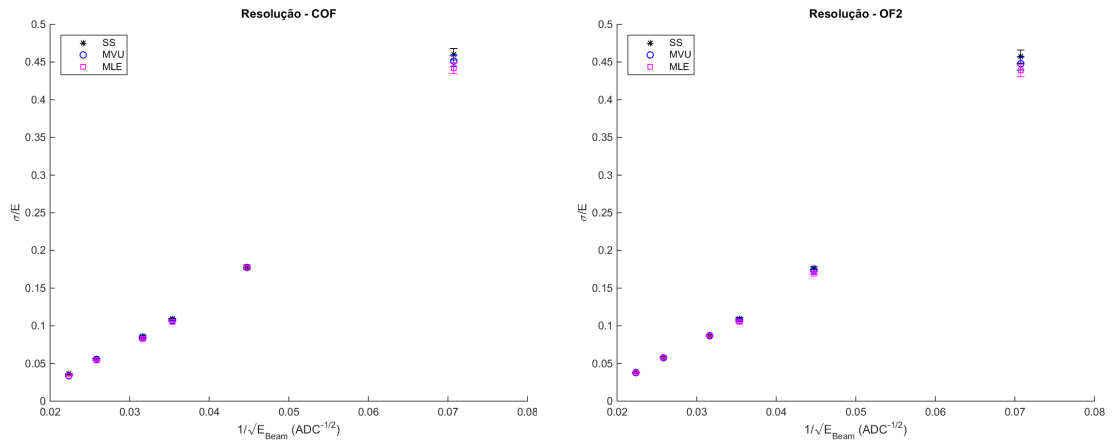
Tabela 7.34: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados com ocupação de 90%.

KS Ocupação 90%			
	Valor-P		
Estimador	A vs SS	A vs MLE	A vs MVU
COF	0,288	0,337	0,454
OF2	0,400	0,361	0,425
OF1	0,328	0,348	0,423

Nas Tabelas 7.32, 7.33 e 7.34, podemos observar que o uso dos estimadores em célula MLE e MVU aumentou a probabilidade de significância em todas as combinações com os estimadores COF, OF2 e OF1, o que reflete os resultados anteriormente visto.

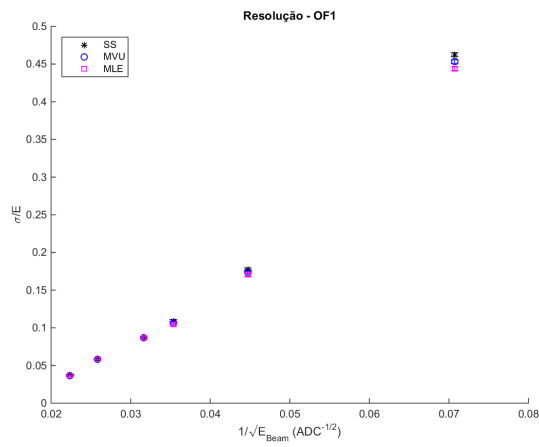
7.3.6 Resolução de Energia

Abaixo seguem os resultados da resolução de energia em regiões da cauda positiva das distribuições da energia estimada. Quanto menor a resolução de energia melhor a capacidade do calorímetro de distinguir a energia de feixes de partículas.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

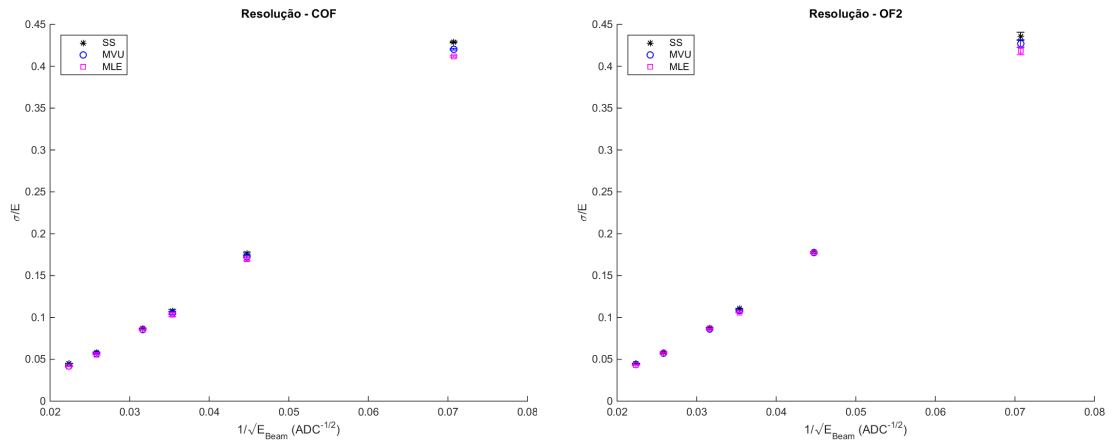
Figura 7.46: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem ocupação.

Tabela 7.35: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados sem ocupação.

COF			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,4603 \pm 0,007$	$0,4511 \pm 0,0069$	$0,4419 \pm 0,0067$
500	$0,1776 \pm 0,0028$	$0,1774 \pm 0,0028$	$0,1775 \pm 0,0028$
800	$0,1095 \pm 0,0004$	$0,1073 \pm 0,0004$	$0,1051 \pm 0,0003$
1000	$0,086 \pm 0,0008$	$0,0843 \pm 0,0008$	$0,0826 \pm 0,0008$
1500	$0,0565 \pm 0,0005$	$0,0554 \pm 0,0004$	$0,0542 \pm 0,0004$
2000	$0,0361 \pm 0,0004$	$0,0336 \pm 0,0004$	$0,0337 \pm 0,0004$

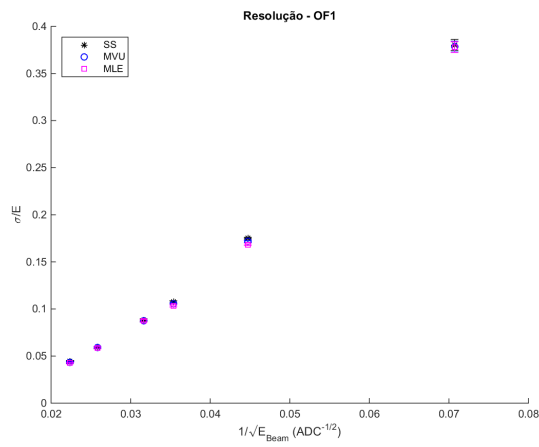
OF1			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,4623 \pm 0,0065$	$0,4531 \pm 0,0064$	$0,4438 \pm 0,0062$
500	$0,1774 \pm 0,0026$	$0,1738 \pm 0,0026$	$0,1703 \pm 0,0025$
800	$0,1089 \pm 0,0006$	$0,1067 \pm 0,0005$	$0,1045 \pm 0,0005$
1000	$0,0867 \pm 0,0011$	$0,0865 \pm 0,0011$	$0,0865 \pm 0,0011$
1500	$0,0582 \pm 0,0007$	$0,058 \pm 0,0007$	$0,058 \pm 0,0007$
2000	$0,0372 \pm 0,0001$	$0,0362 \pm 0,0001$	$0,0362 \pm 0,0001$

OF2			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,4571 \pm 0,001$	$0,448 \pm 0,001$	$0,4389 \pm 0,001$
500	$0,1766 \pm 0,0017$	$0,173 \pm 0,0017$	$0,1695 \pm 0,0016$
800	$0,1095 \pm 0,0021$	$0,1073 \pm 0,002$	$0,1051 \pm 0,002$
1000	$0,0868 \pm 0,0005$	$0,0865 \pm 0,0005$	$0,0865 \pm 0,0005$
1500	$0,0577 \pm 0,0006$	$0,0575 \pm 0,0006$	$0,0576 \pm 0,0006$
2000	$0,0381 \pm 0,0001$	$0,038 \pm 0,0001$	$0,0381 \pm 0,0001$



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

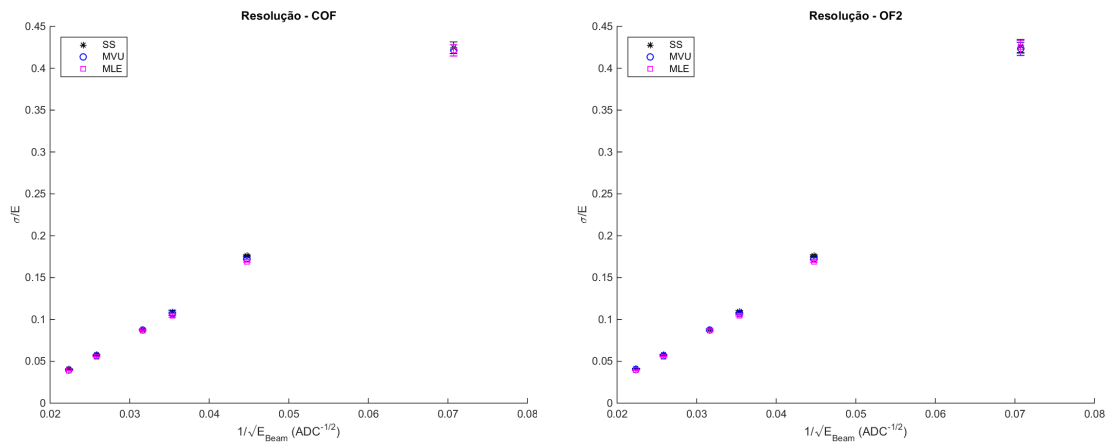
Figura 7.47: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 50%.

Tabela 7.36: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 50%.

COF			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,429 \pm 0,0064$	$0,4204 \pm 0,0063$	$0,4118 \pm 0,0061$
500	$0,1762 \pm 0,0008$	$0,1727 \pm 0,0008$	$0,1692 \pm 0,0008$
800	$0,1075 \pm 0,001$	$0,1053 \pm 0,001$	$0,1032 \pm 0,001$
1000	$0,0867 \pm 0,0012$	$0,0856 \pm 0,0011$	$0,0854 \pm 0,0011$
1500	$0,0579 \pm 0,001$	$0,0568 \pm 0,001$	$0,0556 \pm 0,0009$
2000	$0,0449 \pm 0,0008$	$0,0417 \pm 0,0008$	$0,0413 \pm 0,0007$

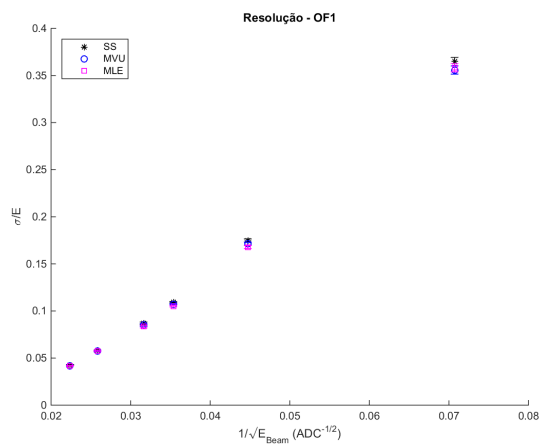
OF1			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,3803 \pm 0,0041$	$0,3784 \pm 0,0041$	$0,378 \pm 0,0041$
500	$0,1751 \pm 0,0004$	$0,1716 \pm 0,0004$	$0,1681 \pm 0,0004$
800	$0,1075 \pm 0,0003$	$0,1053 \pm 0,0003$	$0,1032 \pm 0,0003$
1000	$0,0882 \pm 0,0004$	$0,0873 \pm 0,0004$	$0,0875 \pm 0,0004$
1500	$0,0591 \pm 0,0009$	$0,059 \pm 0,0009$	$0,0586 \pm 0,0009$
2000	$0,0442 \pm 0,0002$	$0,0434 \pm 0,0002$	$0,0425 \pm 0,0002$

OF2			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,4357 \pm 0,007$	$0,427 \pm 0,0069$	$0,4183 \pm 0,0068$
500	$0,1778 \pm 0,0008$	$0,1772 \pm 0,0008$	$0,1775 \pm 0,0008$
800	$0,1104 \pm 0,002$	$0,1082 \pm 0,002$	$0,1059 \pm 0,0019$
1000	$0,0876 \pm 0,0006$	$0,0861 \pm 0,0006$	$0,0865 \pm 0,0006$
1500	$0,0577 \pm 0,0002$	$0,0574 \pm 0,0002$	$0,0574 \pm 0,0002$
2000	$0,0449 \pm 0,0002$	$0,044 \pm 0,0002$	$0,0433 \pm 0,0002$



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.48: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 90%.

Tabela 7.37: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados com ocupação de 90%.

COF			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,4245 \pm 0,0052$	$0,4215 \pm 0,0051$	$0,4213 \pm 0,0051$
500	$0,1762 \pm 0,0016$	$0,1726 \pm 0,0016$	$0,1691 \pm 0,0016$
800	$0,109 \pm 0,0007$	$0,1068 \pm 0,0007$	$0,1046 \pm 0,0007$
1000	$0,0876 \pm 0,0014$	$0,0873 \pm 0,0014$	$0,087 \pm 0,0014$
1500	$0,0576 \pm 0,0006$	$0,0564 \pm 0,0006$	$0,0553 \pm 0,0006$
2000	$0,0406 \pm 0,0004$	$0,0398 \pm 0,0004$	$0,039 \pm 0,0004$

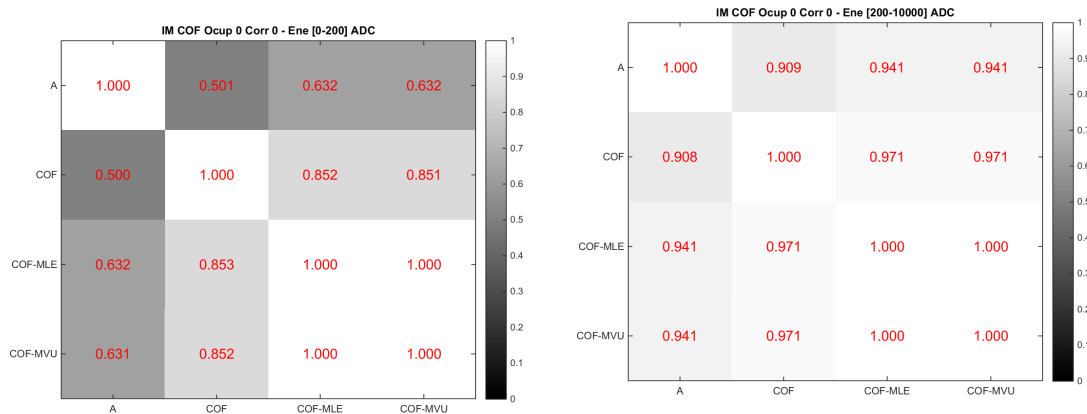
OF1			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,3647 \pm 0,0066$	$0,3558 \pm 0,0065$	$0,3582 \pm 0,0065$
500	$0,1748 \pm 0,0009$	$0,1713 \pm 0,0009$	$0,1678 \pm 0,0009$
800	$0,1094 \pm 0,0016$	$0,1072 \pm 0,0016$	$0,105 \pm 0,0015$
1000	$0,0868 \pm 0,0013$	$0,0851 \pm 0,0012$	$0,0833 \pm 0,0012$
1500	$0,0578 \pm 0,0004$	$0,0573 \pm 0,0004$	$0,0576 \pm 0,0004$
2000	$0,0425 \pm 0,0004$	$0,0417 \pm 0,0004$	$0,0417 \pm 0,0004$

OF2			
Estimador/ Energia(ADC)	SS	MVU	MLE
200	$0,4264 \pm 0,0006$	$0,423 \pm 0,0006$	$0,4251 \pm 0,0006$
500	$0,1762 \pm 0,0001$	$0,1727 \pm 0,0001$	$0,1692 \pm 0,0001$
800	$0,1091 \pm 0,0011$	$0,1069 \pm 0,0011$	$0,1047 \pm 0,0011$
1000	$0,0873 \pm 0,0013$	$0,0872 \pm 0,0013$	$0,0868 \pm 0,0013$
1500	$0,0577 \pm 0,001$	$0,0565 \pm 0,001$	$0,0554 \pm 0,001$
2000	$0,0411 \pm 0,0001$	$0,0403 \pm 0,0001$	$0,0395 \pm 0,0001$

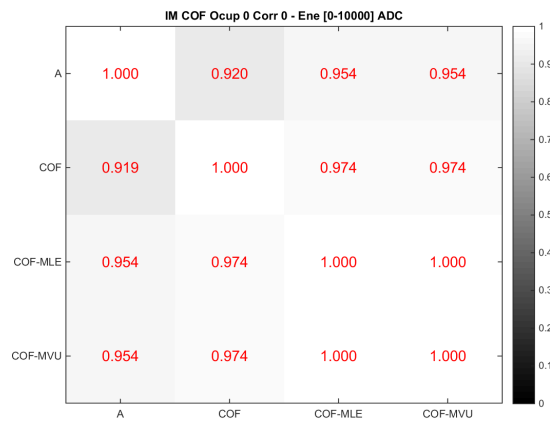
Nas Figuras 7.46, 7.47 e 7.48 observamos o gráfico da resolução de energia em regiões da cauda positiva, podemos observar que na região de baixa energia e baixa relação sinal-ruído o uso dos estimadores em célula MLE e MVU melhoraram a resolução de energia diminuindo a resolução se comparado ao método de soma simples.

7.3.7 Informação Mútua

Abaixo segue os resultados da Informação Mútua entre a energia estimada e a amplitude da energia real (A). Como nos dados simulados com TOY temos a adição de ruído Gaussiano ao sinal, abaixo será apresentado a IM em regiões de energia diferentes. Escolheu-se a região de energia onde predomina o ruído Gaussiano (entre 0 e 200 ADC) e a região onde predomina o ruído de empilhamento (após 200 ADC), além de apresentar a IM de todo o conjunto de dados. O intuito disto foi avaliar o impacto do uso da estimação em célula MLE e MVU nessas diferentes regiões.

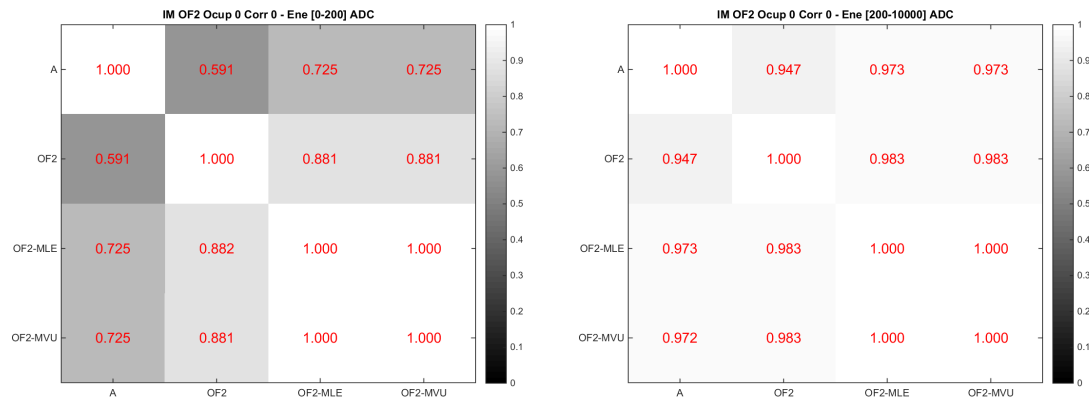


(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Estimador COF, região de energia após 200 ADC.

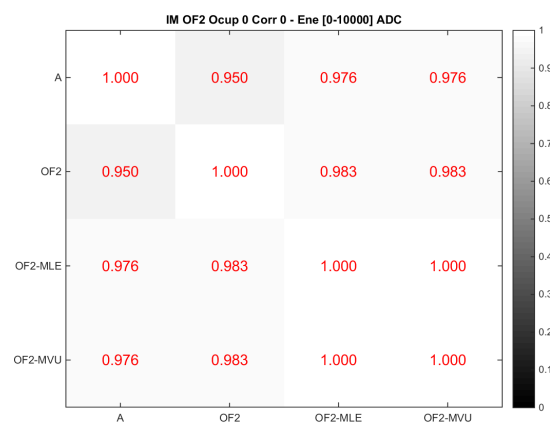


(c) Toda região de energia.

Figura 7.49: Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados sem ocupação.

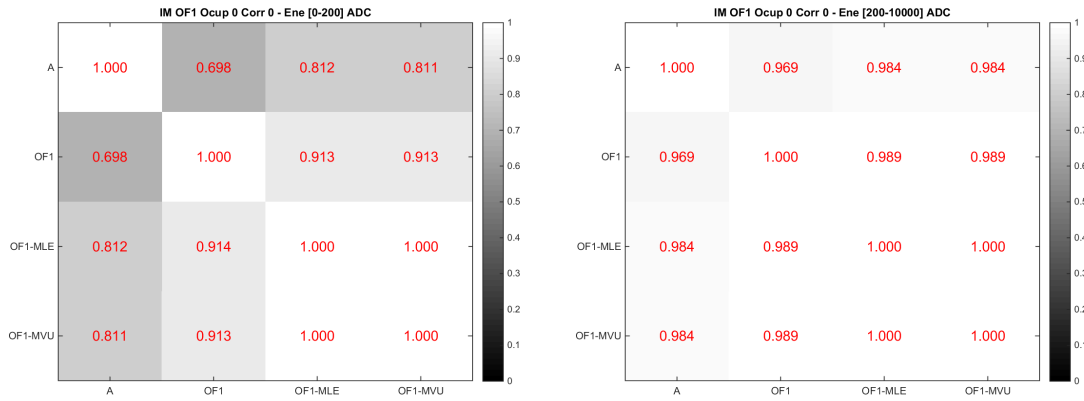


(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Região de energia após 200 ADC.

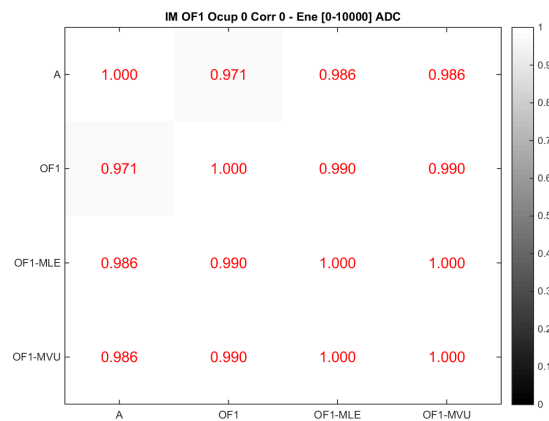


(c) Toda região de energia.

Figura 7.50: Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados sem ocupação.



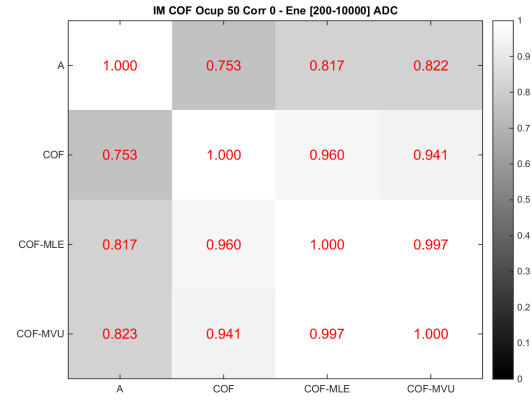
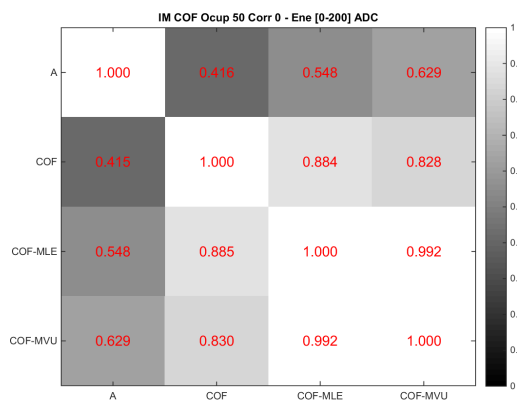
(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Região de energia após 200 ADC.



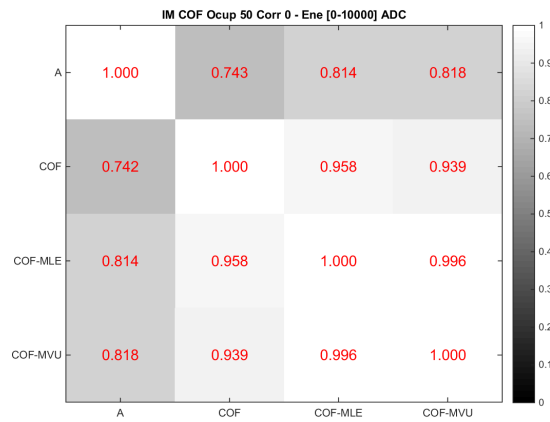
(c) Toda região de energia.

Figura 7.51: Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados sem ocupação.

Podemos notar nas Figuras 7.49, 7.50 e 7.51 que na região onde o ruído Gaussiano influi a IM entre a energia estimada e a amplitude real (A) é menor do que na região de mais alta energia onde o ruído de empilhamento predomina. Podemos notar que o uso dos estimadores em célula MLE e MVU aumentam a IM da energia estimada em relação a amplitude real (A) em todas as regiões analisadas, com destaque para o aumento da IM na região de baixa relação sinal-ruído.

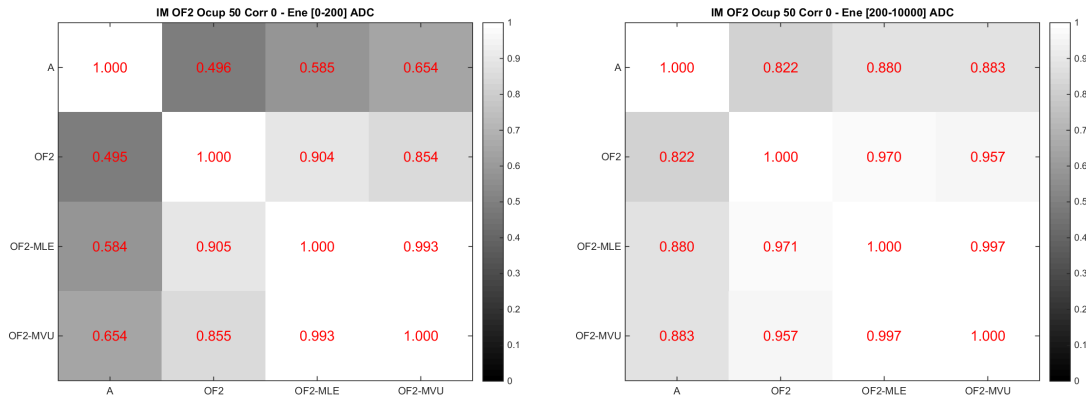


(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Estimador COF, região de energia após 200 ADC.

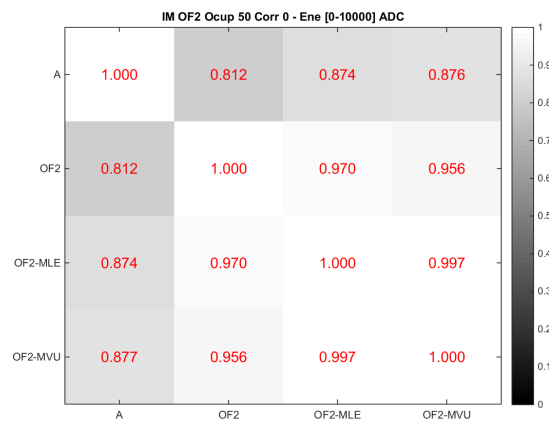


(c) Toda região de energia.

Figura 7.52: Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 50%.

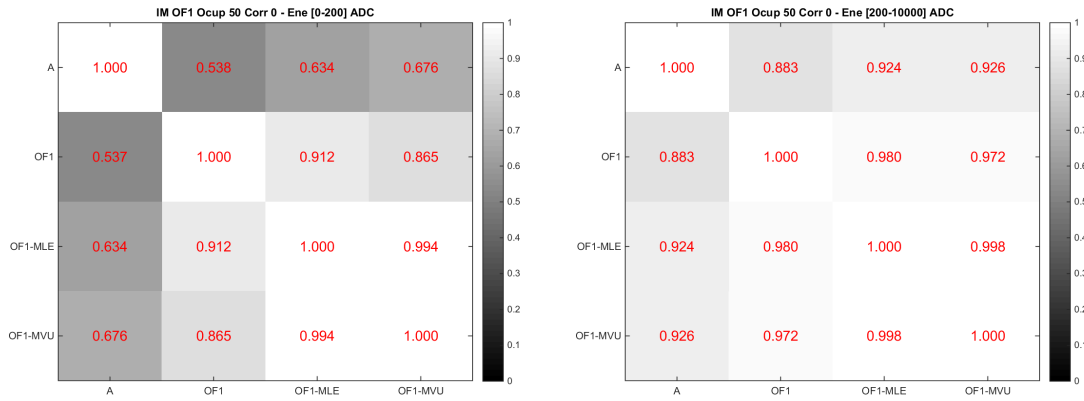


(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Região de energia após 200 ADC.

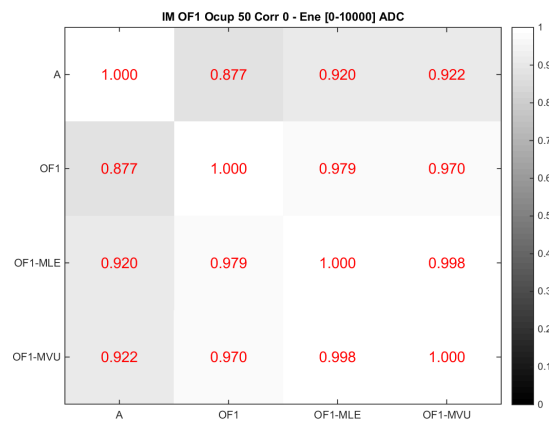


(c) Toda região de energia.

Figura 7.53: Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 50%.



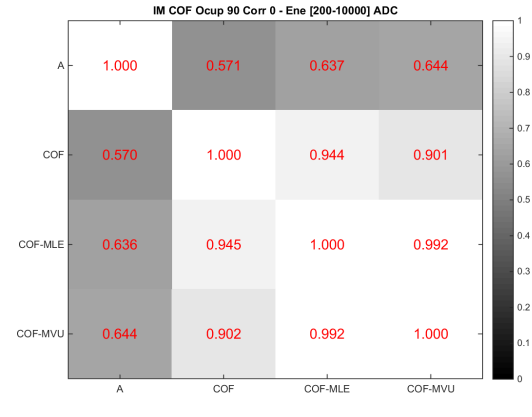
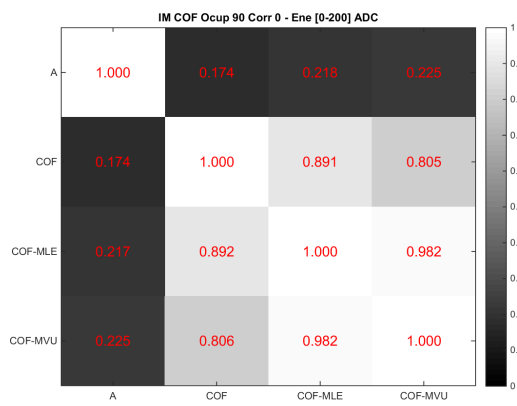
(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Região de energia após 200 ADC.



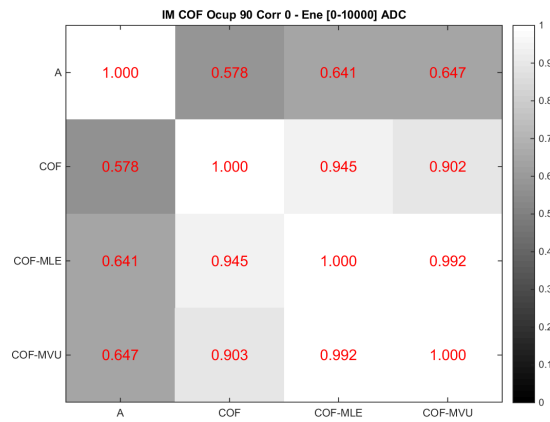
(c) Toda região de energia.

Figura 7.54: Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 50%.

Com dados com uma ocupação de 50% podemos observar o mesmo comportamento anterior, ou seja, a estimação de célula melhora o IM em todas as regiões de energia testada, com destaque para a elevação de IM na região onde se concentra o ruído Gaussiano. Com uma ocupação de 50% podemos ver que a IM na região de ruído Gaussiano ficou menor do que no caso sem ocupação, esse resultado faz sentido uma vez que temos nessa região a atuação tanto do empilhamento quanto do ruído Gaussiano.

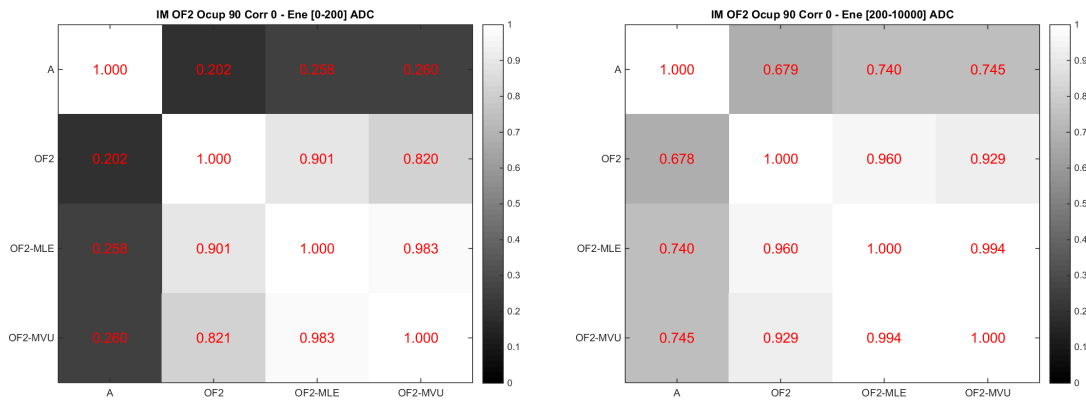


(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Estimador COF, região de energia após 200 ADC.

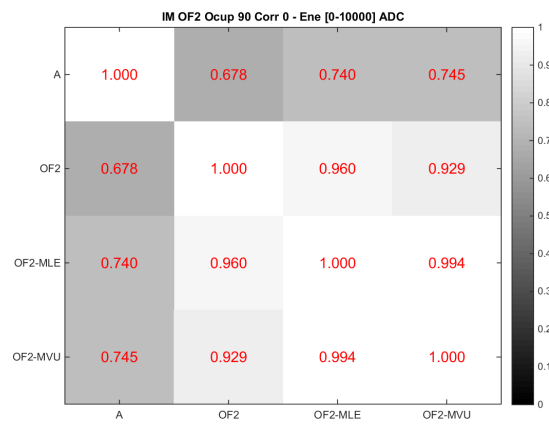


(c) Toda região de energia.

Figura 7.55: Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 90%.

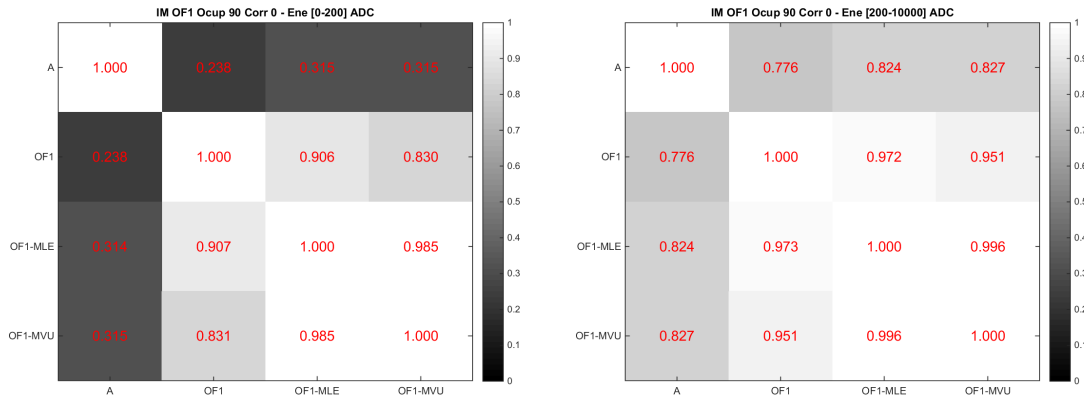


(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Região de energia após 200 ADC.

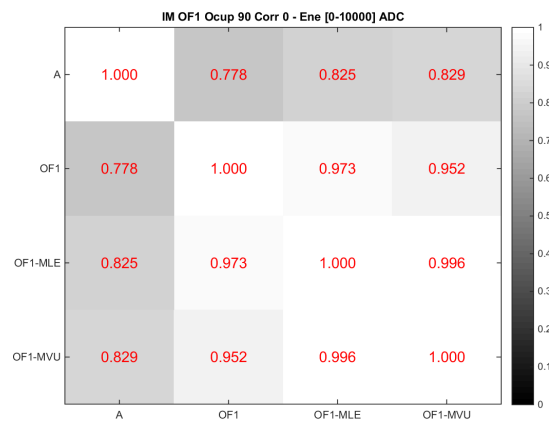


(c) Toda região de energia.

Figura 7.56: Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 90%.



(a) Região de energia entre 0 e 200 ADC. (b) Região de energia após 200 ADC.



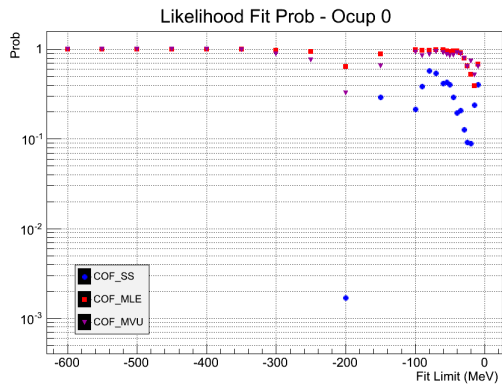
(c) Toda região de energia.

Figura 7.57: Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados com ocupação de 90%.

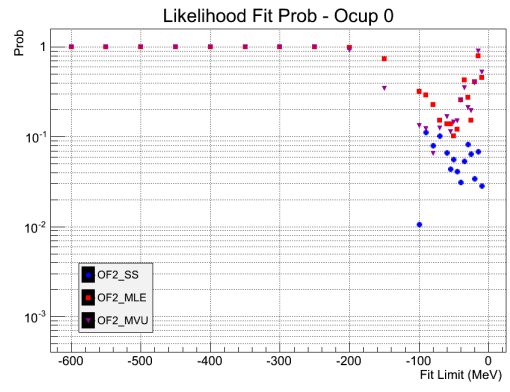
Com dados com uma ocupação de 90% podemos observar o mesmo comportamento dos dados anteriores, ou seja, a estimação de célula melhora o IM em todas as regiões de energia testadas, com destaque para a elevação de IM na região onde se concentra o ruído Gaussiano. Podemos observar que a IM na região de ruído Gaussiano ficou ainda menor do que no caso sem ocupação, esse resultado faz sentido uma vez que temos nessa região a atuação tanto do empilhamento quanto do ruído Gaussiano.

7.3.8 Fit Gaussiano na Cauda Negativa

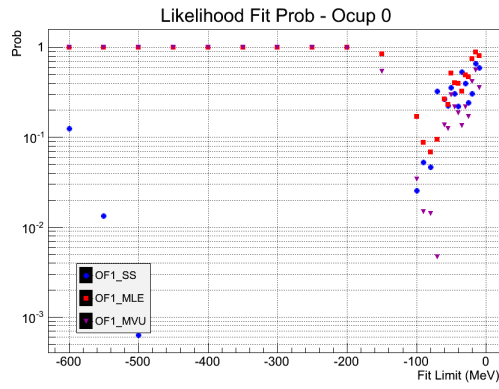
Abaixo segue o resultado probabilidade de significância do fit Gaussiano (ver subseção 6.2.1) onde medimos o limite de Gaussianidade da cauda negativa.



(a) Estimador COF.

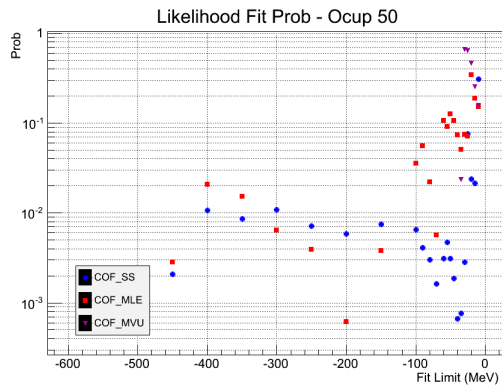


(b) Estimador OF2.

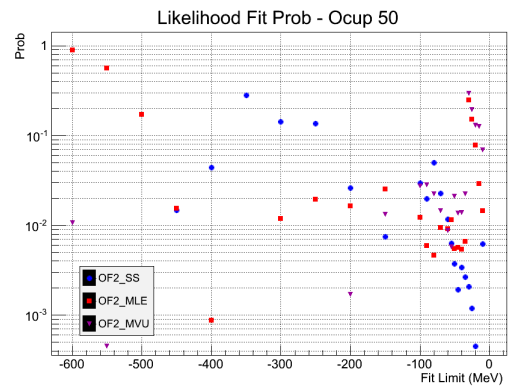


(c) Estimador OF1.

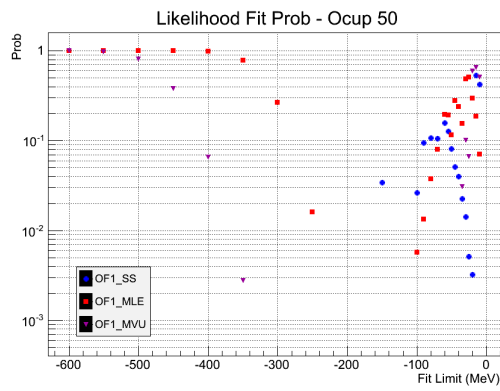
Figura 7.58: Probabilidade do fit Gaussiano na cauda negativa. Dados sem ocupação



(a) Estimador COF.

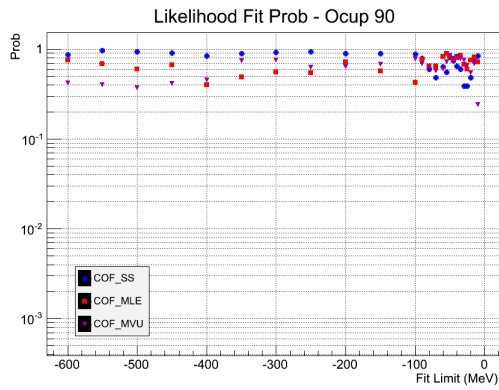


(b) Estimador OF2.

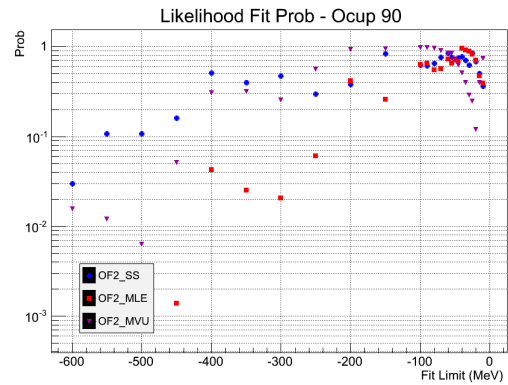


(c) Estimador OF1.

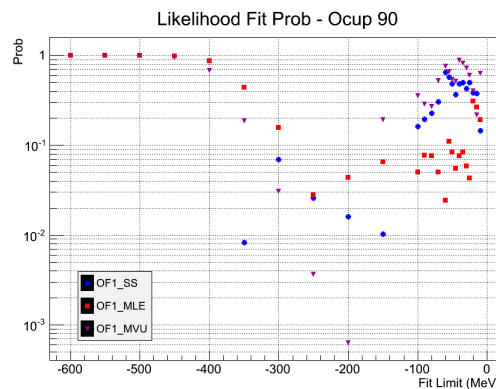
Figura 7.59: Probabilidade do fit Gaussiano na cauda negativa. Dados com ocupação de 50%



(a) Estimador COF.



(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.60: Probabilidade do fit Gaussiano na cauda negativa. Dados com ocupação de 90%

Podemos observar nas Figuras 7.58, 7.59 e 7.60 que em todos os casos observados o uso dos estimadores em célula MLE e MVU sustentou a Gaussianidade da cauda negativa tanto na região de energia mais próxima de zero quanto na região mais afastada da cauda negativa.

7.4 Resultados com Dados de Colisão

Os resultados que serão apresentados a seguir foram obtidos utilizando-se dados de colisão de três tomadas de dados diferentes. Nas Figuras 7.61, 7.62 e 7.63 apresentamos os pesos estimados pelos métodos MLE e MVU para os três conjuntos de dados. Infelizmente por problemas de reconstrução dos dados os runs 357409 e 364485 não apresentavam a estimação de energia por canal realizada pelo estimador OF1.

Nas Figuras 7.61, 7.62 e 7.63 apresentamos os pesos calculados pelos estimadores MVU e MLE no dados reais de colisão utilizados.

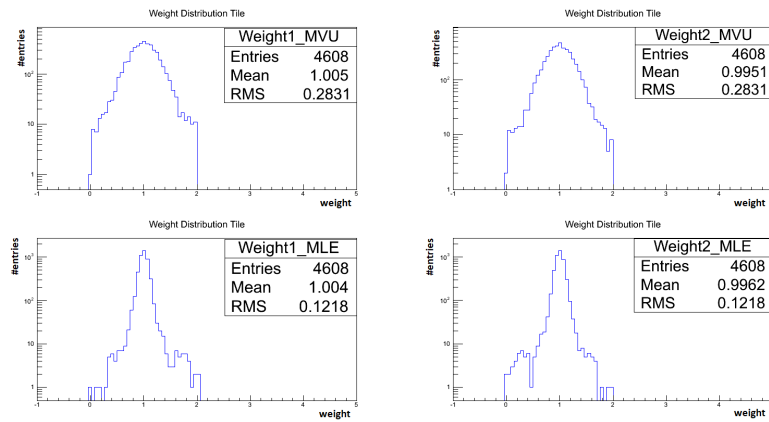


Figura 7.61: Distribuição dos pesos dos estimadores MVU e MLE para o conjunto de dados do run 357193.

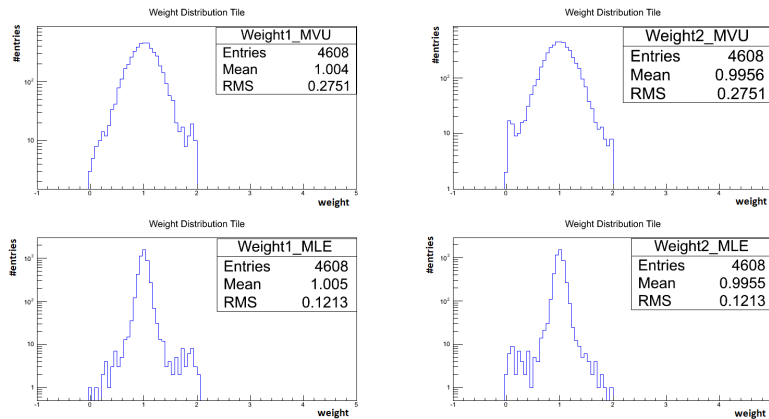


Figura 7.62: Distribuição dos pesos dos estimadores MVU e MLE para o conjunto de dados do run 357409.

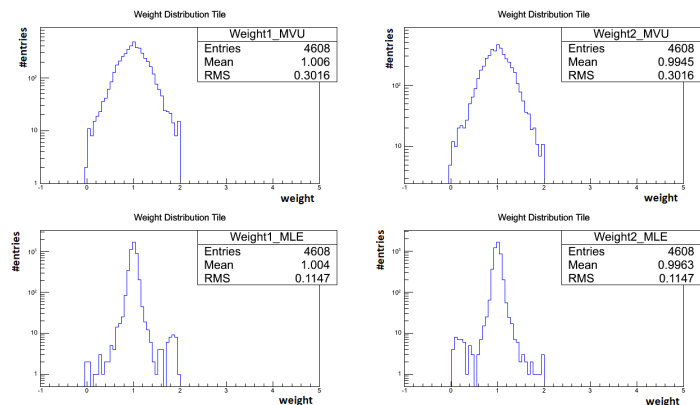
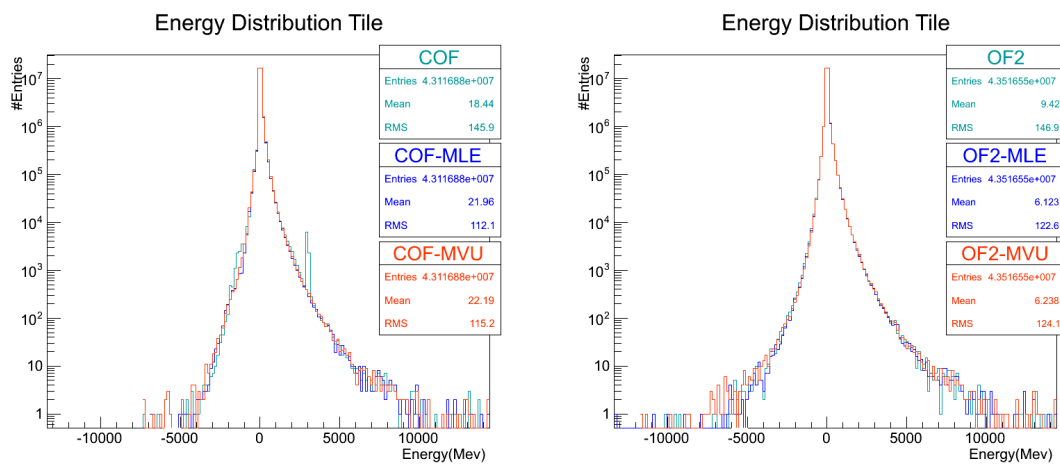
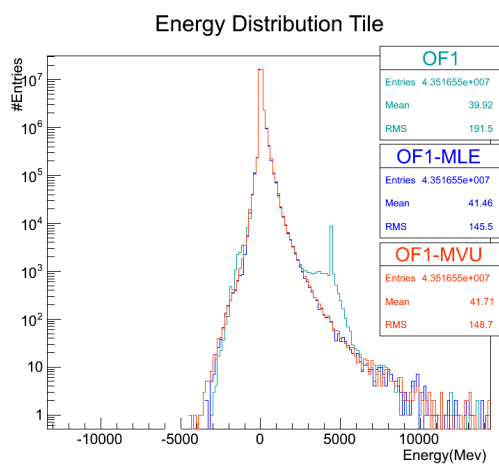


Figura 7.63: Distribuição dos pesos dos estimadores MVU e MLE para o conjunto de dados do run 364485.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.64: Distribuição de energia estimada dados do run 357193.

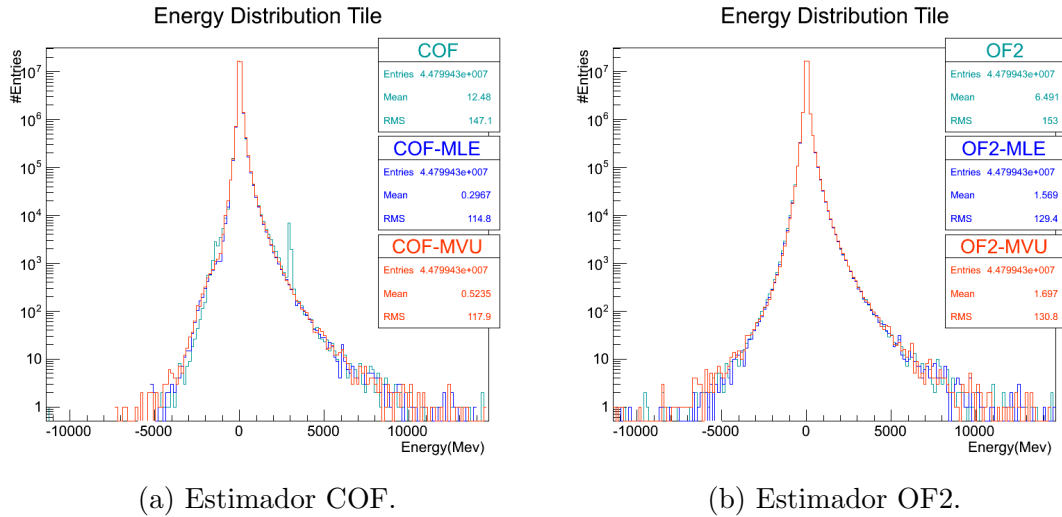


Figura 7.65: Distribuição de energia estimada dados do run 357409.

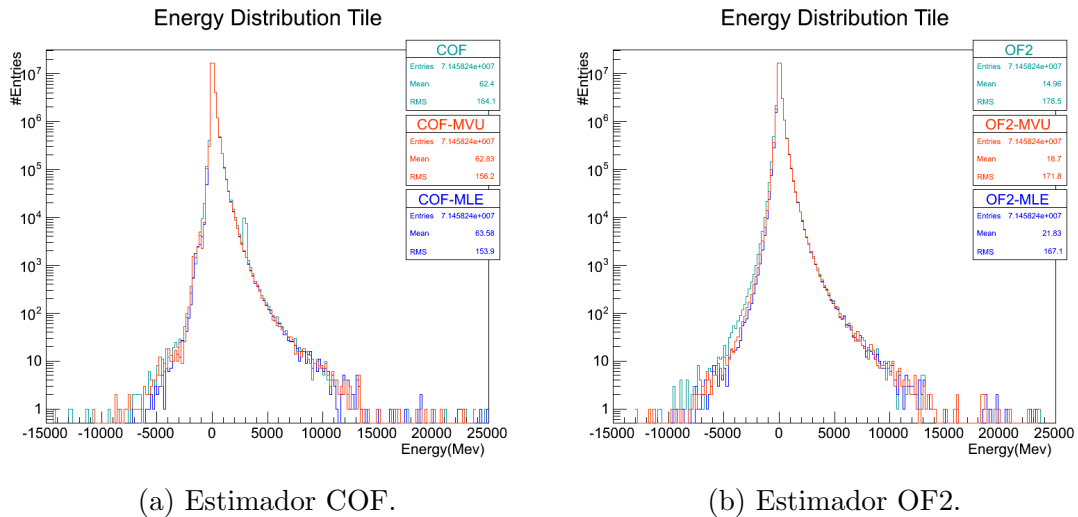


Figura 7.66: Distribuição de energia estimada dados do run 364485.

Podemos observar na Figura 7.64 que distribuição de energia dos estimadores COF e OF1 apresentam picos na região de alta energia, diferentemente da distribuição com o estimador OF2. Estes picos se devem a uma má estimação de canais altamente ruidosos, podemos observar que as distribuições de energia estimada utilizando os estimadores em célula MLE e MVU não apresentam tal deformação, isto porque a estimação em célula é capaz de mitigar canais ruidosos e diminuir ou até mesmo eliminar sua contribuição para a estimação da energia da célula. Nas Figuras 7.65 e 7.66 nota-se que o estimador COF também apresentou um pico de energia na cauda positiva.

7.4.1 Área sob a curva da Cauda Negativa

A seguir, apresentamos o resultado dos valores da área sob a curva da cauda negativa das distribuições de energia que podem ser vistas nas Figuras 7.64, 7.65, 7.66.

Tabela 7.38: Área sob a curva da cauda negativa. Dados do run 357193.

A.U.C Run 357193			
Estimador	Área-SS	Área-MLE	Área-MVU
COF	417 266 100	406 312 800	436 601 575
OF2	756 728 475	753 983 025	781 341 975
OF1	349 023 875	340 728 800	366 744 150

Tabela 7.39: Área sob a curva da cauda negativa. Dados do run 357409.

A.U.C Run 357409			
Estimador	Área-SS	Área-MLE	Área-MVU
COF	995 201 300	984 104 350	1 023 325 625
OF2	1 045 219 350	1 040 149 325	1 069 438 025

Tabela 7.40: Área sob a curva da cauda negativa. Dados do run 364485.

A.U.C Run 364485			
Estimador	Área-SS	Área-MLE	Área-MVU
COF	465 783 600	457 350 800	462 272 400
OF2	2 073 949 100	2 057 561 900	2 072 525 625

Observando os resultados nas Tabelas 7.38, 7.39 e 7.40, podemos constatar que em todos os casos o estimador em célula MLE diminui a área da cauda negativa, já no estimador MVU houve um pequeno aumento na área sob a curva nos runs 357193 e 357409, mas uma diminuição na área no run 364485.

7.4.2 Teste de Kolmogorov-Smirnov

A seguir apresentamos os resultados do teste de duas amostras de Kolmogorov-Smirnov. Apresentamos o parâmetro valor-p (p-value, em inglês) que representa o valor de probabilidade de significância que é uma medida de probabilidade de se

encontrar os resultados observados, ou mais extremos, quando a hipótese nula de um dado teste estatístico é verdadeira. Este parâmetro é comumente usado para quantificar a significância estatística dos resultados de um teste de hipótese. Se o valor deste parâmetro for razoavelmente baixo (menor que o nível de significância), podemos afirmar que há evidências suficientes para rejeitar a hipótese nula. Caso contrário, não devemos rejeitar a hipótese nula. O nível de significância utilizado neste teste foi de 5%.

Como pode ser observado nas distribuições de energia das Figuras 7.64a, 7.64c e 7.65a e 7.66a, os estimadores COF e OF1 apresentaram picos inesperados na distribuição da cauda positiva. Estes picos afetam a C.D.F da cauda positiva prejudicando o teste de duas amostras de Kolmogorov-Smirnov; por esta razão, o teste foi realizado para regiões de energia acima de determinados valores para compararmos qual estimador de célula, MLE ou MVU, apresenta uma maior proximidade da distribuição encontrada pelo método de soma simples na região de alta relação sinal-ruído.

Tabela 7.41: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados do run 357193.

Teste KS Run 357193			
		Valor-p	
Estimador	Energia (MeV) \geq	SS vs MLE	SS vs MVU
COF	0	0	0
COF	3000	1,08E-209	2,74E-204
COF	3500	0,9977	0,9646
COF	4000	0,9928	0,9056
OF2	0	0,5432	0,3245
OF2	1000	0,9987	0,3798
OF2	3000	0,9996	0,5776
OF2	5000	0,9990	0,9120
OF1	0	0	0
OF1	3000	1,01E-250	7,89E-275
OF1	5000	2,415E-2	1,271E-80
OF1	6000	0,8944	0,5399
OF1	7000	0,9224	0,8632

Analisando a Tabela 7.41 podemos fazer as seguintes observações, a região de baixa energia contamina o teste KS como pode ser visto nos resultados quando se avalia toda a energia maior ou igual a zero, já nas regiões com alta energia o teste

KS consegue nos fornecer uma boa comparação entre os métodos MLE e MVU. Os resultados do teste KS para os estimadores COF e OF1 foram prejudicados até certas regiões de energia devido aos picos de energia mal estimados quando utilizado o método de soma simples, por isso a escolha diferente das regiões de energia do teste KS para esses dois casos, nota-se que após os picos de energia os valores do teste KS nos fornecem valores possíveis de se realizar a comparação desejada. Em todos os casos analisados o estimador MLE apresentou um valor de probabilidade de significância melhor se comparado ao MVU.

Tabela 7.42: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados do run 357409.

Teste KS Run 357409			
		Valor-p	
Estimador	Energia (MeV) \geq	SS vs MLE	SS vs MVU
COF	0	0	0
COF	3000	4,73E-159	2,29E-174
COF	3500	0,9998	0,6668
COF	4000	0,9417	0,5042
COF	5000	0,9987	0,9232
OF2	0	0,8932	0,6543
OF2	3000	0,9690	0,7007
OF2	3500	0,9977	0,8544
OF2	4000	0,9996	0,4275
OF2	5000	0,9914	0,8711

Analisando a Tabela 7.42 podemos fazer as seguintes observações, o teste KS foi prejudicado no caso do estimador COF devido ao pico na distribuição de energia próximo a região de 3 GeV. Podemos notar isto pelo valor da probabilidade de significância do teste KS quando levado em consideração energia maior do que 3 GeV e 3,5 GeV, podemos notar um salto no valor. Tanto com o COF quanto com o OF2 o estimador MLE apresentou um valor de probabilidade de significância melhor se comparado ao MVU.

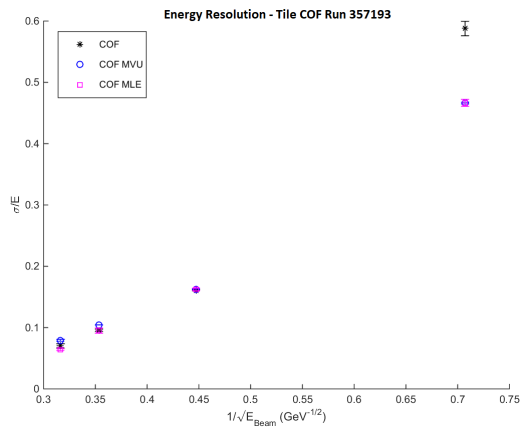
Tabela 7.43: Probabilidade do Teste de Kolmogorov-Smirnov. Dados do run 364485.

Teste KS Run 364485			
		Valor-p	
Estimador	Energia (MeV) \geq	SS vs MLE	SS vs MVU
COF	0	0,3339	0,2778
COF	1000	0,4175	0,3473
COF	3000	0,6543	0,4567
COF	5000	0,9998	0,7495
OF2	0	0,7948	0,5323
OF2	1000	0,9300	0,6261
OF2	3000	0,9217	0,6409
OF2	5000	0,8983	0,5288

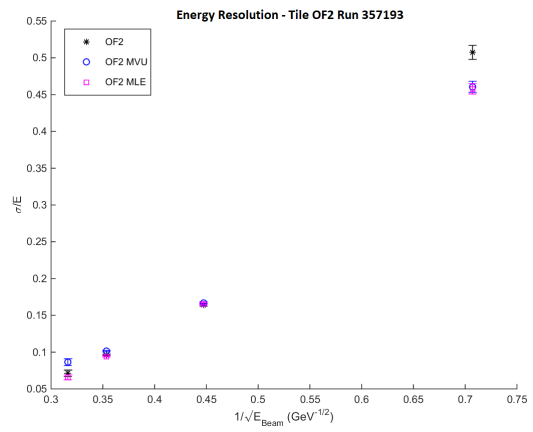
Analisando a Tabela 7.43 podemos fazer as seguintes observações, o valor da probabilidade de significância do teste KS foi prejudicado no caso do estimador COF devido ao pico na distribuição de energia próximo a região de 3 GeV. Tanto com o COF quanto com o OF2 o estimador MLE apresentou um valor de probabilidade de significância melhor se comparado ao MVU.

7.4.3 Resolução de Energia

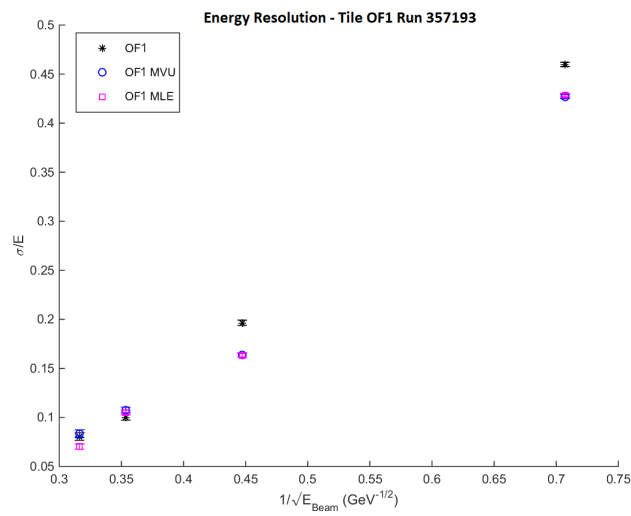
Abaixo seguem os resultados da resolução de energia em regiões da cauda positiva das distribuições da energia estimada. Quanto menor a resolução de energia melhor a capacidade do calorímetro de distinguir a energia de feixes de partículas.



(a) Estimador COF.



(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

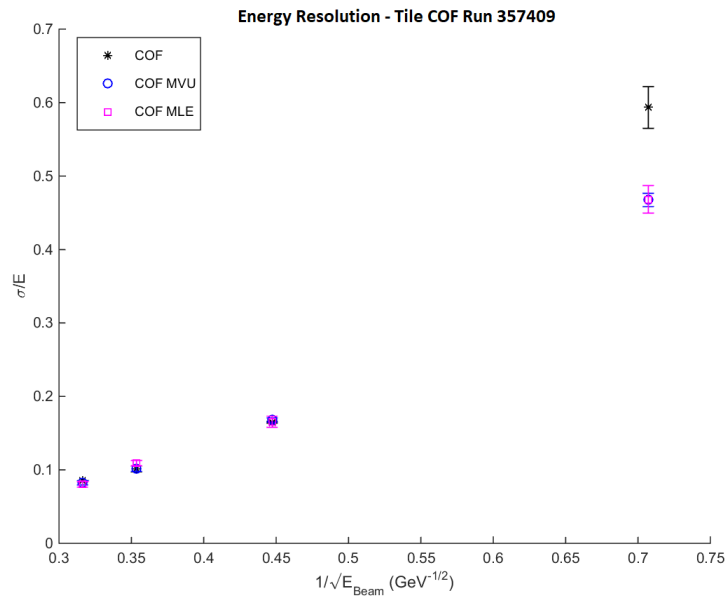
Figura 7.67: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357193.

Tabela 7.44: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357193.

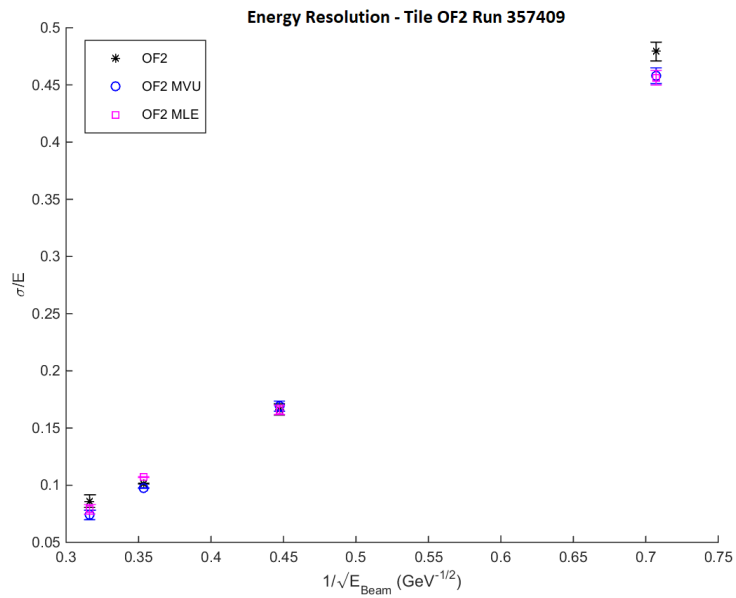
COF			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
2000	$0,5878 \pm 0,0342$	$0,4661 \pm 0,0237$	$0,4665 \pm 0,0223$
5000	$0,1608 \pm 0,0104$	$0,1619 \pm 0,0091$	$0,1623 \pm 0,0086$
8000	$0,0956 \pm 0,0008$	$0,1044 \pm 0,0008$	$0,0951 \pm 0,0007$
10000	$0,0703 \pm 0,0045$	$0,0792 \pm 0,0045$	$0,064 \pm 0,0034$

OF1			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
2000	$0,4598 \pm 0,0207$	$0,427 \pm 0,0168$	$0,4284 \pm 0,0159$
5000	$0,1964 \pm 0,0013$	$0,1635 \pm 0,0009$	$0,1633 \pm 0,0009$
8000	$0,0999 \pm 0,0019$	$0,1075 \pm 0,0018$	$0,105 \pm 0,0017$
10000	$0,0805 \pm 0,0031$	$0,0833 \pm 0,0028$	$0,0702 \pm 0,0022$

OF2			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
2000	$0,4571 \pm 0,0312$	$0,4605 \pm 0,0275$	$0,4579 \pm 0,0257$
5000	$0,1641 \pm 0,0113$	$0,167 \pm 0,01$	$0,1655 \pm 0,0093$
8000	$0,0963 \pm 0,001$	$0,1012 \pm 0,0009$	$0,0941 \pm 0,0008$
10000	$0,0711 \pm 0,0049$	$0,0863 \pm 0,0052$	$0,0657 \pm 0,0037$



(a) Estimador COF.



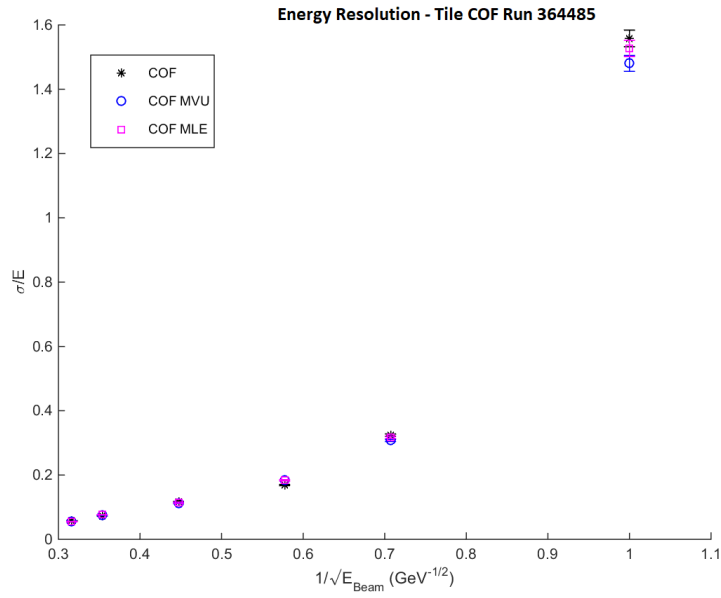
(b) Estimador OF2.

Figura 7.68: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357409.

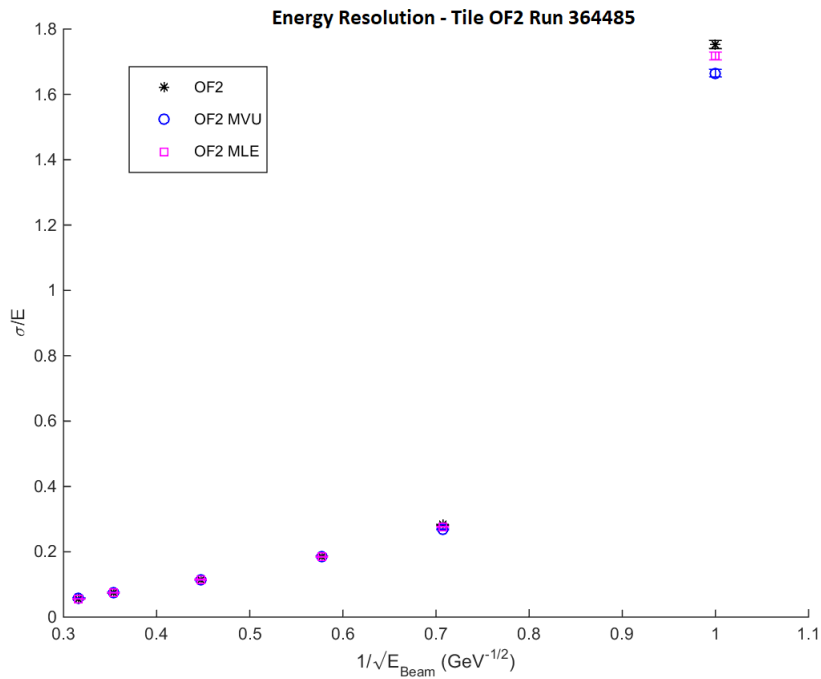
Tabela 7.45: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 357409.

COF			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
2000	$0,5933 \pm 0,0405$	$0,4673 \pm 0,0279$	$0,4682 \pm 0,0263$
5000	$0,1648 \pm 0,0057$	$0,1679 \pm 0,005$	$0,1655 \pm 0,0047$
8000	$0,1014 \pm 0,0057$	$0,1019 \pm 0,005$	$0,1093 \pm 0,0051$
10000	$0,0851 \pm 0,0008$	$0,0823 \pm 0,0007$	$0,0802 \pm 0,0006$

OF2			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
2000	$0,4791 \pm 0,0144$	$0,458 \pm 0,012$	$0,4563 \pm 0,0113$
5000	$0,1662 \pm 0,0108$	$0,1691 \pm 0,0096$	$0,1658 \pm 0,0089$
8000	$0,1014 \pm 0,0057$	$0,0975 \pm 0,0048$	$0,107 \pm 0,0049$
10000	$0,086 \pm 0,0058$	$0,0739 \pm 0,0044$	$0,0789 \pm 0,0044$



(a) Estimador COF.



(b) Estimador OF2.

Figura 7.69: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 364485.

Tabela 7.46: Resolução de energia das distribuições de energia estimada. Dados do run 364485.

COF			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
1000	$1,5581 \pm 0,0231$	$1,4802 \pm 0,0219$	$1,5269 \pm 0,0226$
2000	$0,324 \pm 0,0025$	$0,3078 \pm 0,0024$	$0,3175 \pm 0,0024$
3000	$0,169 \pm 0,0022$	$0,1836 \pm 0,0024$	$0,1836 \pm 0,0024$
5000	$0,1159 \pm 0,0003$	$0,1129 \pm 0,0003$	$0,1138 \pm 0,0003$
8000	$0,073 \pm 0,001$	$0,0747 \pm 0,001$	$0,0763 \pm 0,001$
10000	$0,0566 \pm 0$	$0,055 \pm 0$	$0,0548 \pm 0$

OF2			
Estimador/ Energia(GeV)	SS	MVU	MLE
1000	$1,7526 \pm 0,0097$	$1,665 \pm 0,0092$	$1,7175 \pm 0,0095$
2000	$0,2824 \pm 0,0002$	$0,2683 \pm 0,0002$	$0,2767 \pm 0,0002$
3000	$0,1859 \pm 0,0003$	$0,1845 \pm 0,0003$	$0,1845 \pm 0,0003$
5000	$0,1145 \pm 0,0018$	$0,1144 \pm 0,0018$	$0,1148 \pm 0,0018$
8000	$0,0738 \pm 0,001$	$0,0755 \pm 0,001$	$0,0742 \pm 0,001$
10000	$0,0553 \pm 0,0003$	$0,0585 \pm 0,0003$	$0,0558 \pm 0,0003$

Nas Figuras 7.67, 7.68 e 7.69 observamos o gráfico da resolução de energia em regiões da cauda positiva, podemos observar que na região de baixa energia e baixa relação sinal-ruído o uso dos estimadores em célula MLE e MVU melhoraram a resolução de energia diminuindo a resolução se comparado ao método de soma simples. Na Figura 7.67 podemos observar também que a resolução de energia com os métodos MLE e MVU em algumas regiões de alta energia da cauda positiva ficaram também melhores do que o método de soma simples.

7.4.4 Kullback-Leiber

A seguir, apresentamos o resultado dos valores da divergência de Kullback-Leiber aplicada às distribuições de energia estimada, esta é uma medida do quão diferente uma distribuição é de outra. Um valor igual a zero da divergência de Kullback-Leiber indica que as duas distribuições em comparação são iguais. Como estamos lidando com dados reais, não possuímos a distribuição com o valor real da amplitude para comparação. Neste caso comparamos a cauda positiva entre os estimadores propos-

tos e o método atual de soma simples. A ideia é que nesta região os estimadores devam convergir pois se trata de uma região de alta energia e consequente alta relação sinal-ruído.

Tabela 7.47: Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados do run 357193.

Kullback-Leiber Run 357193			
Estimador	Energia (MeV) \geq	SS vs MLE	SS vs MVU
COF	1000	0,6218	0,6391
COF	5000	0,0119	0,0173
OF1	1000	0,6314	0,6571
OF1	5000	0,6303	0,6778
OF2	1000	0,0073	0,0159
OF2	5000	0,0134	0,0200

Tabela 7.48: Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados do run 357409.

Kullback-Leiber Run 357409			
Estimador	Energia (MeV) \geq	SS vs MLE	SS vs MVU
COF	1000	0,6184	0,6334
COF	5000	0,0043	0,0091
OF2	1000	0,0125	0,0203
OF2	5000	0,0052	0,0089

Tabela 7.49: Resultados da divergência de Kullback-Leiber. Dados do run 364485.

Kullback-Leiber Run 364485			
Estimador	Energia (MeV) \geq	SS vs MLE	SS vs MVU
COF	1000	0,2740	0,2825
COF	5000	0,2054	0,1878
OF2	1000	0,0349	0,0432
OF2	5000	0,1525	0,1794

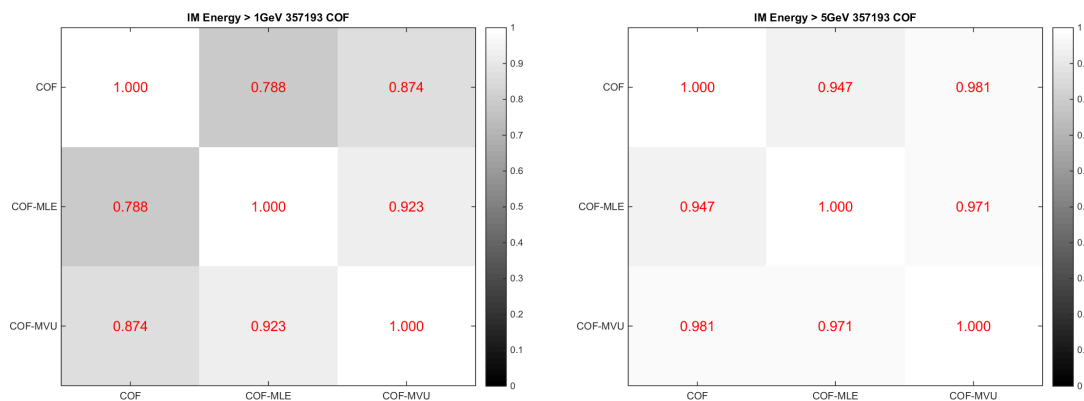
Nas Tabelas 7.47, 7.48 7.49, podemos notar que os picos observados nas estimações do COF e do OF1 elevam o valor da divergência Kullback-Leiber, por esta razão a divergência foi calculada a partir de dois valores da cauda positiva, porém para os fins dessa comparação podemos notar que o estimador MLE obteve um valor

melhor (menor) de divergência mostrando que, assim como observado no teste de KS, a estimação via célula utilizando MLE na região de maior relação sinal-ruído está mais próxima da estimação usando som simples.

7.4.5 Informação Mútua

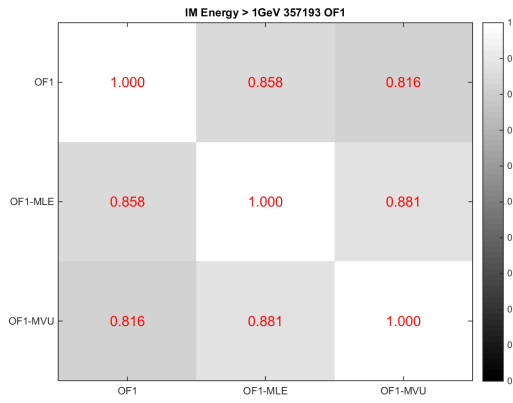
Abaixo segue os resultados da Informação Mútua da energia estimada pelo método de estimação em célula e o método de soma simples (SS). Infelizmente, os picos observados na cauda positiva causados por uma má estimação de energia através do método de soma simples, quando utilizando os estimadores COF e OF1, também interferem nesta comparação utilizando IM entre os estimadores de célula MLE e MVU. Ainda assim, analisando os resultados apresentados abaixo é possível concluir que os estimadores em células MLE e MVU não afetam de forma negativa a região de mais alta energia, apresentando forte IM entre a energia estimada por meio da estimação em célula com os estimadores MLE e MVU.

Podemos comparar os mtodos MLE e MVU, de forma mais segura, observando os resultados da IM quando utilizando o estimador OF2, que não apresentou aqueles picos de energia em suas distribuições; neste caso o estimador MLE mostrou uma IM mais próxima a energia estimada utilizando-se a estimação de soma simples.

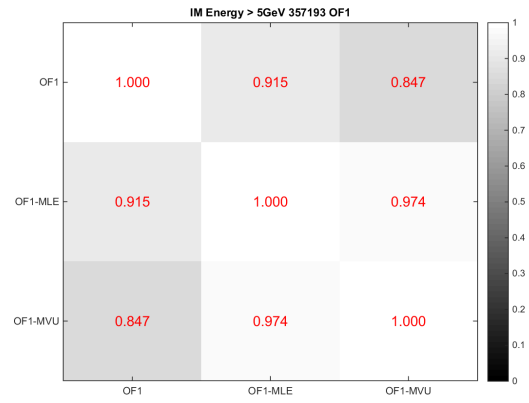


(a) Região de energia maior que 1 GeV. (b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.70: Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados do run 357193.

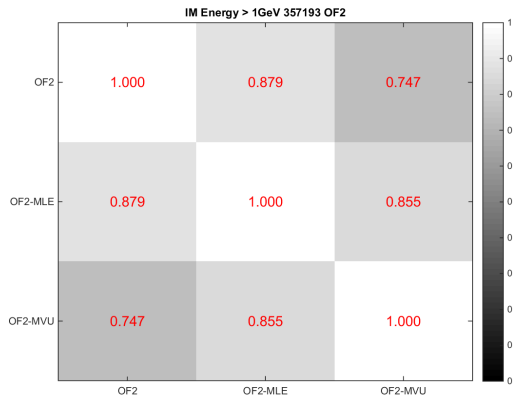


(a) Região de energia maior que 1 GeV.

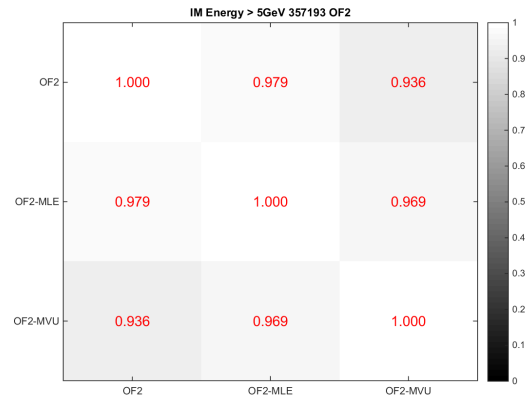


(b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.71: Informação Mútua, estimador de canal OF1, diferentes regiões de energia. Dados do run 357193.

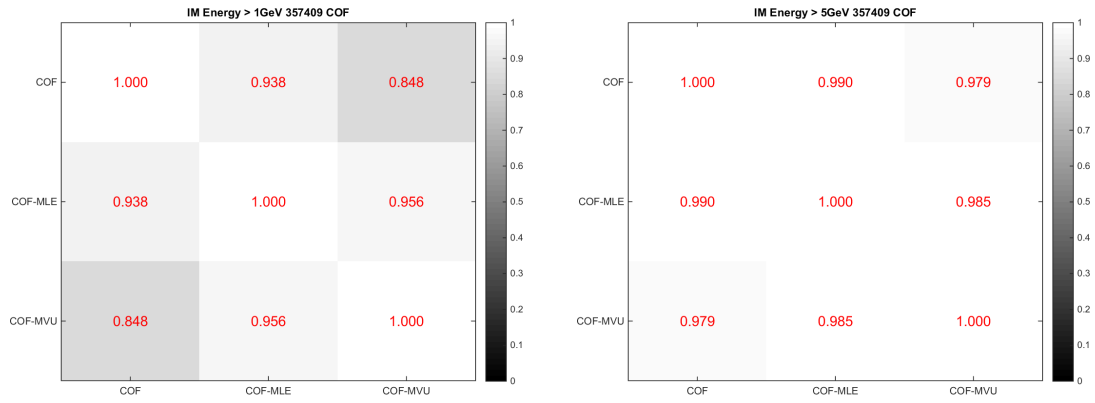


(a) Região de energia maior que 1 GeV.



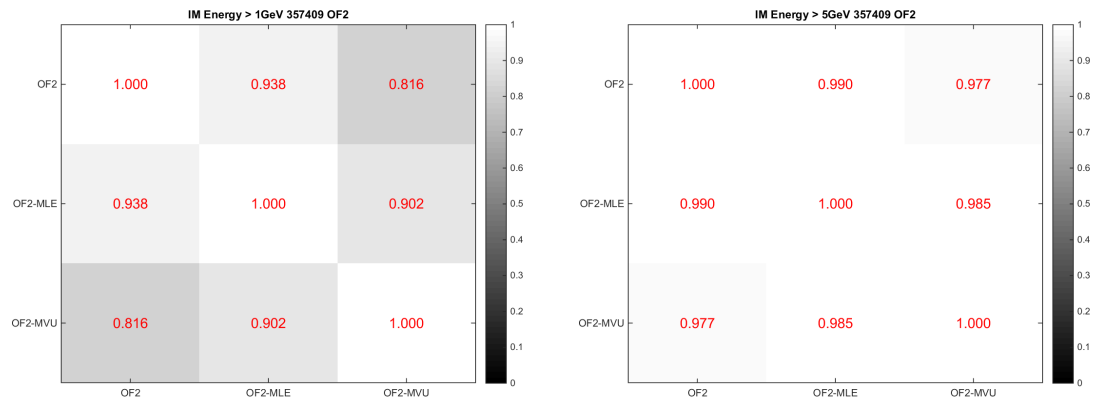
(b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.72: Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados do run 357193.



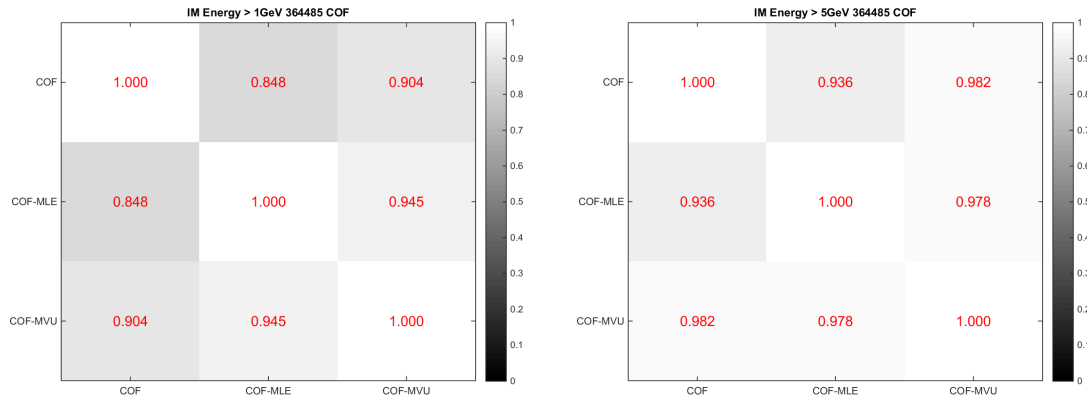
(a) Região de energia maior que 1 GeV. (b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.73: Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados do run 357409.



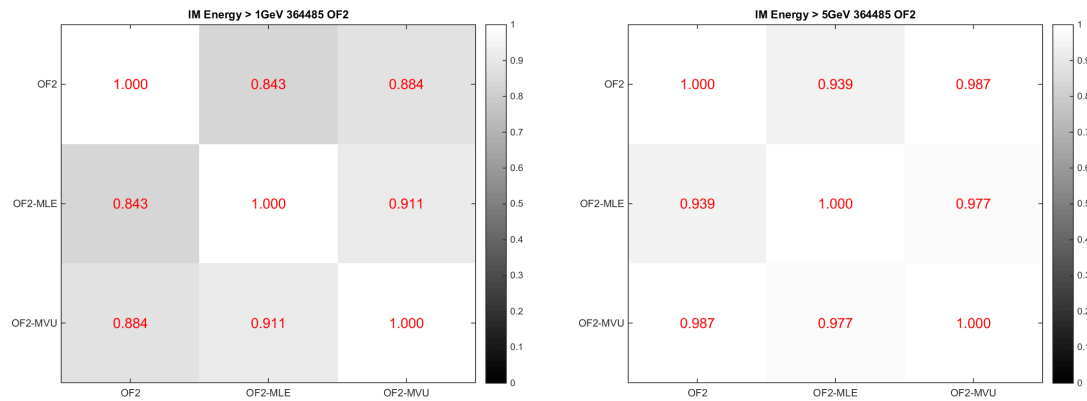
(a) Região de energia maior que 1 GeV. (b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.74: Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados do run 357409.



(a) Região de energia maior que 1 GeV. (b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.75: Informação Mútua, estimador de canal COF, diferentes regiões de energia. Dados do run 364485.



(a) Região de energia maior que 1 GeV. (b) Região de energia maior que 5 GeV.

Figura 7.76: Informação Mútua, estimador de canal OF2, diferentes regiões de energia. Dados do run 364485.

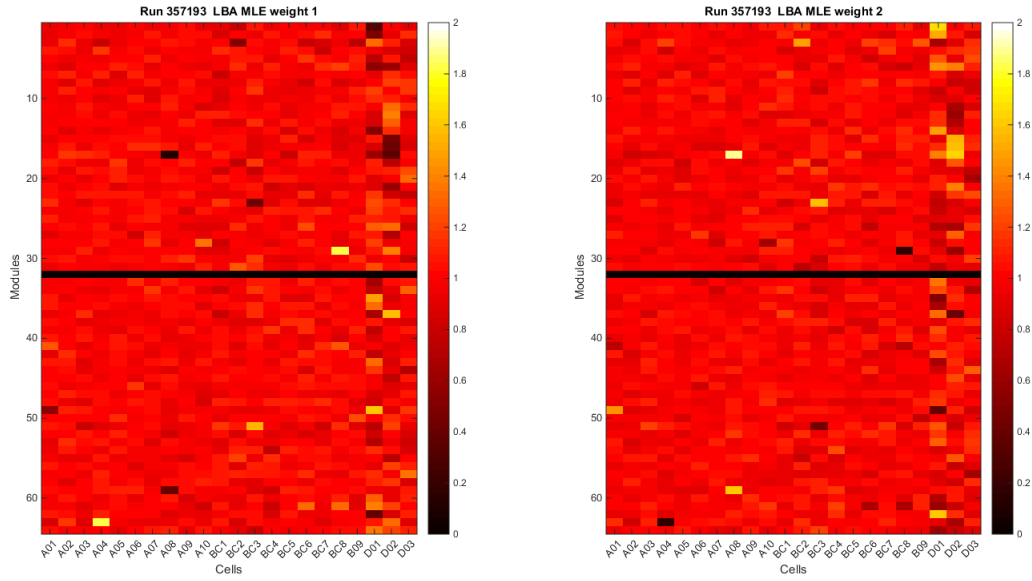
Ao avaliar os resultados obtidos podemos afirmar que o método de estimação em célula possui um bom desempenho ao mitigar o ruído na estimação de energia da célula, melhorando sua precisão (que pode ser visto na diminuição da variância das distribuições da diferença de energia real e estimada) e sua exatidão (que pode ser visto na redução da média do erro de estimação). Dentre as figuras de mérito propostas para a cauda de energia estimada de forma negativa, concluímos que o método de cálculo de área sob a curva será melhor aproveitado se a área a ser estimar seja calculada partindo-se do pico da distribuição em direção à esquerda da distribuição, para que assim sejam contemplados também os casos onde um estimador introduza uma tendência (*bias*) na estimação. Já no método de fit na cauda à esquerda do pico da distribuição, nota-se, observando os resultados, que

o fit Gaussiano não apresentou resultado, isto provavelmente devido a prevalência do ruído de empilhamento. Uma possibilidade a ser estudada é utilizar um fit da função Gamma que se adequa melhor as características do ruído de empilhamento.

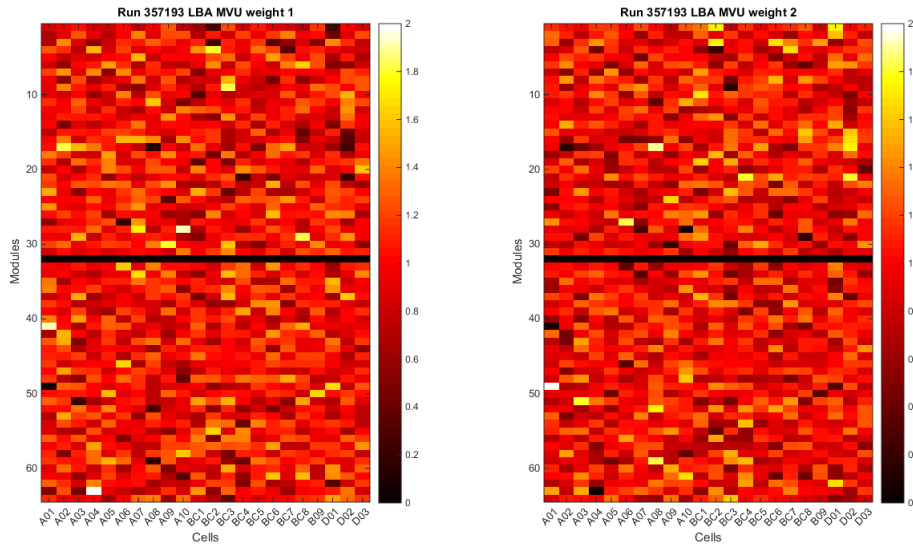
7.5 Identificação de Canais Ruidosos Através dos Pesos do MLE

Como visto no capítulo 6, existem diversos critérios e testes periódicos para a identificação de defeitos e canais ruidosos no TileCal. Como visto nos resultados anteriores, principalmente na distribuição dos pesos encontrados pelos estimadores para as células do calorímetro, dependendo da disparidade de ruído de um canal em relação ao seu par em uma mesma célula o método de estimação em célula é capaz de automaticamente mascarar o canal que apresentam mais ruído. Consequentemente, é possível utilizar os pesos encontrados para cada canal também como uma forma de medida de qualidade dos canais e, portanto, auxiliar a identificação de canais que tenham apresentado um valor elevado de ruído e/ou uma distribuição de ruído diferente do esperado. Uma análise dos pesos de cada célula, de cada módulo, de cada partição do TileCal foi realizado, e foi possível identificar várias células com canais que tiveram pesos muito próximos aos valores limiares opostos (o peso mínimo que um canal pode receber é zero e o máximo é dois).

A seguir apresentamos um mapa de calor dos pesos de todas as partições dos runs de dados de colisão calculados através do método MLE. Uma vez que o MVU leva em consideração qualquer nível de correlação linear existente entre o ruído dos canais, os pesos calculados pelo MVU, como pode ser visto na Figuras 7.77b, apresentam uma nuances muito mais diversa que os pesos estimados pelo estimador MLE. Para fins de identificação de canais ruidosos, o mapa de calor dos pesos do estimador MLE é o mais apropriado, e foi o utilizado para a identificação dos canais ruidosos nesses runs.



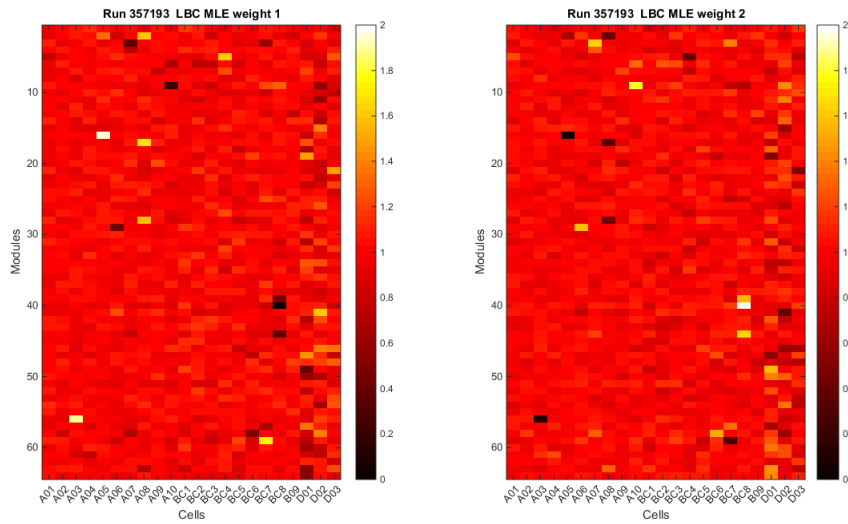
(a) Calculados com o estimador MLE.



(b) Calculados com o estimador MVU.

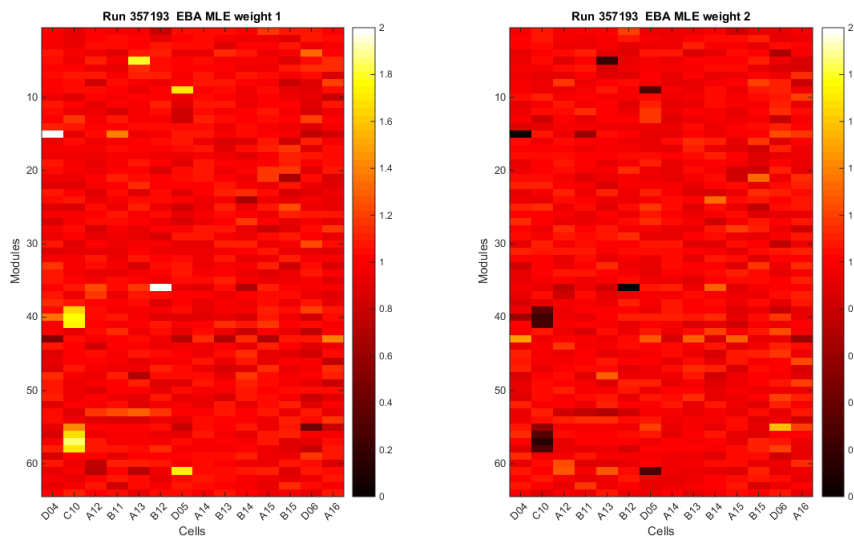
Figura 7.77: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBA run 357193.

Na Figura 7.77 podemos observar diversos casos de canais de células que possuem pesos praticamente iguais a zero, enquanto seu par ao lado possui o peso muito próximo ou igual a um, essas canais com peso próximo a zero são canais com nível de variância de ruído muito maior do que o do seu par. Também podemos notar nesta figura que o módulo 32 inteiro desta partição estava mascarado ou fora de atividade.



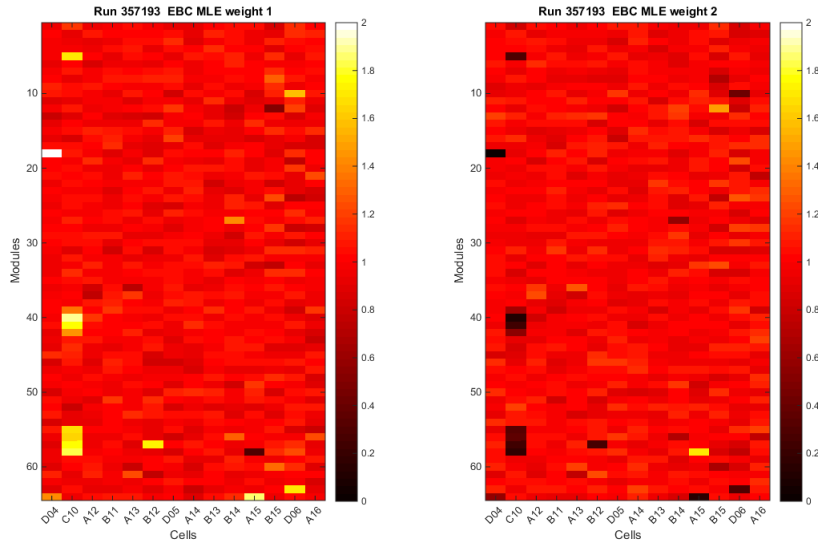
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.78: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBC run 357193.



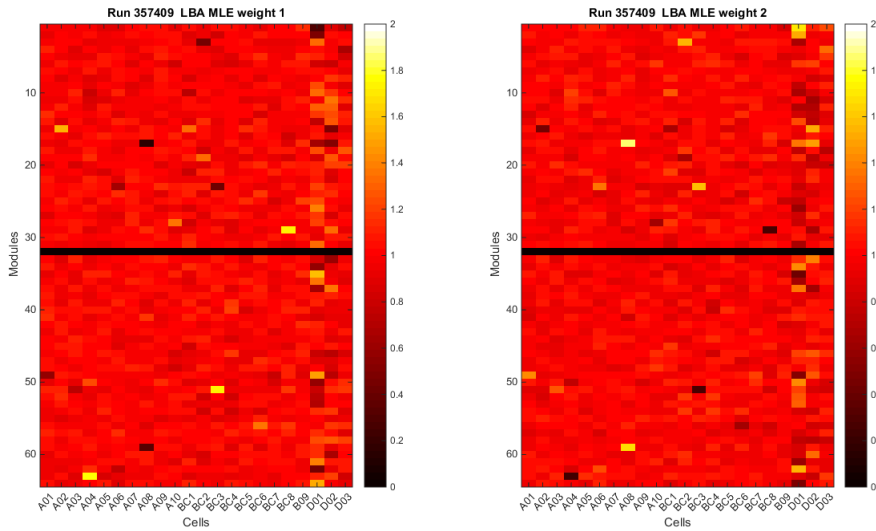
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.79: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBA run 357193.



(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.80: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBC run 357193.

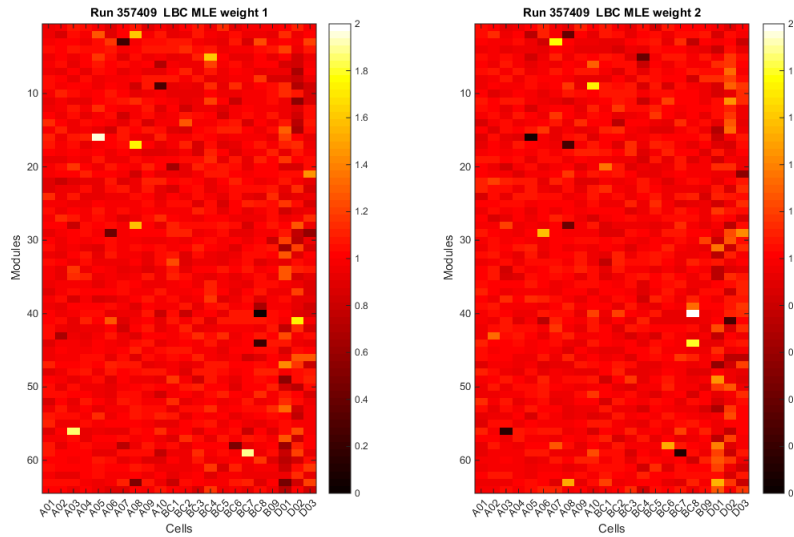


(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.81: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBA run 357409.

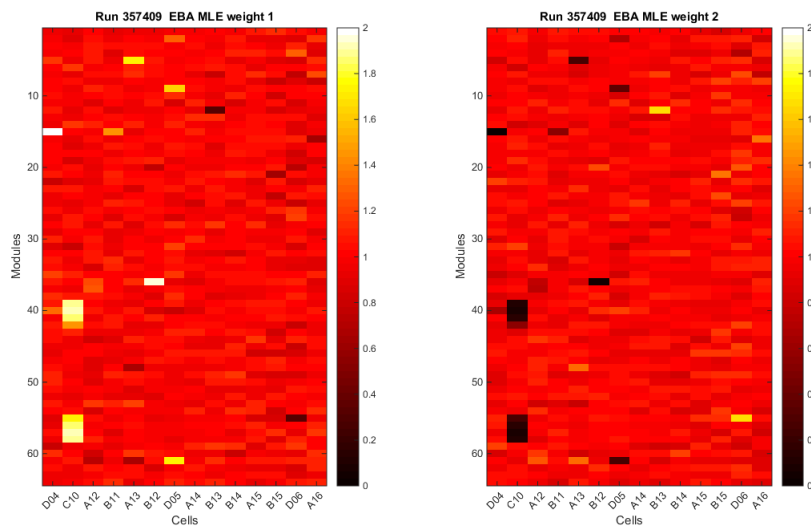
Na Figura 7.81 podemos observar diversos canais de células que possuem pesos praticamente iguais a zero, enquanto seu par ao lado possui o peso muito próximo ou igual a um. Se compararmos a Figura 7.77 com a Figura 7.81 nota-se uma similaridade de canais ruidosos, isto porque esses runs foram tomados em datas próximas (run 357193 do dia 31 Julho de 2018 e o run 357409 do dia 02 Agosto de 2018), uma diferença de menos de dois dias. Porém, também nota-se que alguns canais que estavam ruidosos no run 357193, já não estavam ruidosos no run 357409,

o que mostra que essas anomalias podem ocorrer de forma aleatória e que se esses canais tivessem sido mascarados entre a tomada de dados do run 357193 e o run 357409 haveria uma perda de informação e dados para o projeto, mostrando, assim, a necessidade de existir um método que mascare canais de acordo com cada run e seu ruído característico. Também podemos notar neste run que o mesmo módulo 32 desta partição estava mascarado ou fora de atividade, assim como no run 357409.



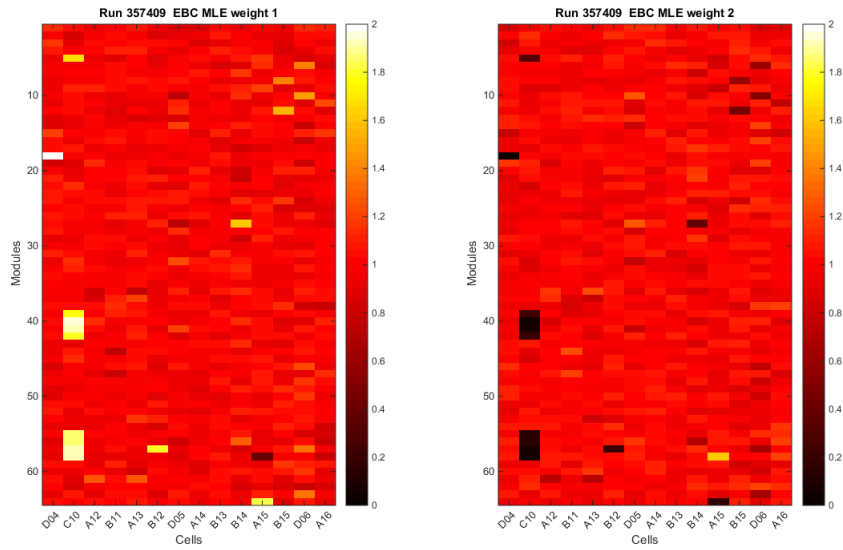
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.82: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBC run 357409.



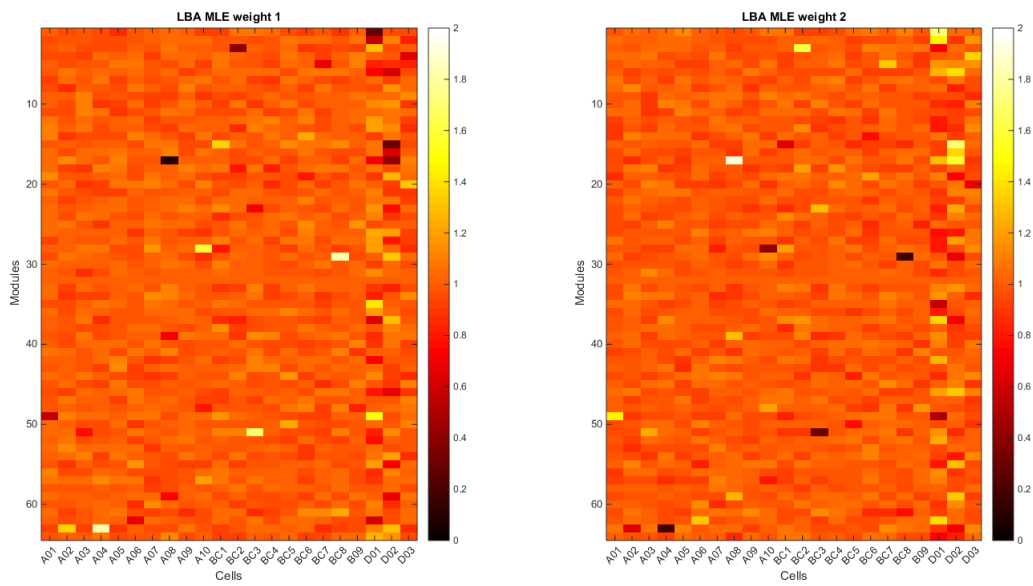
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.83: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBA run 357409.



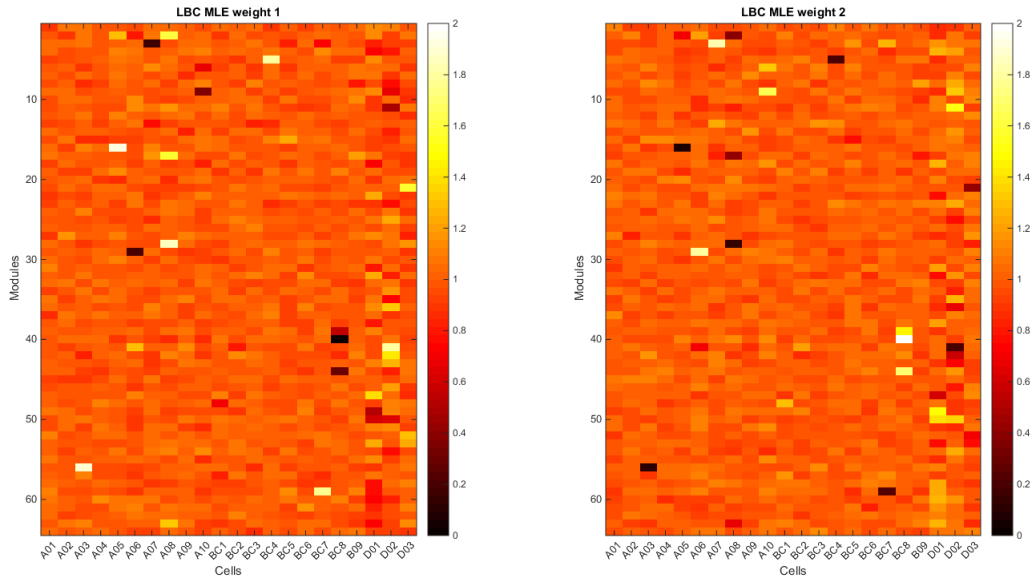
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.84: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBC run 357409.



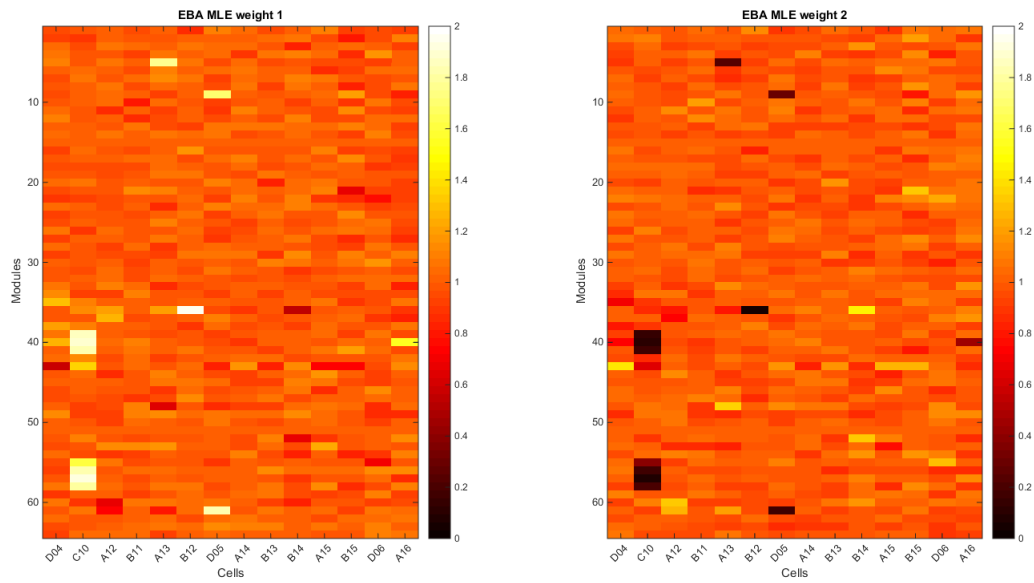
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.85: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBA run 364485.



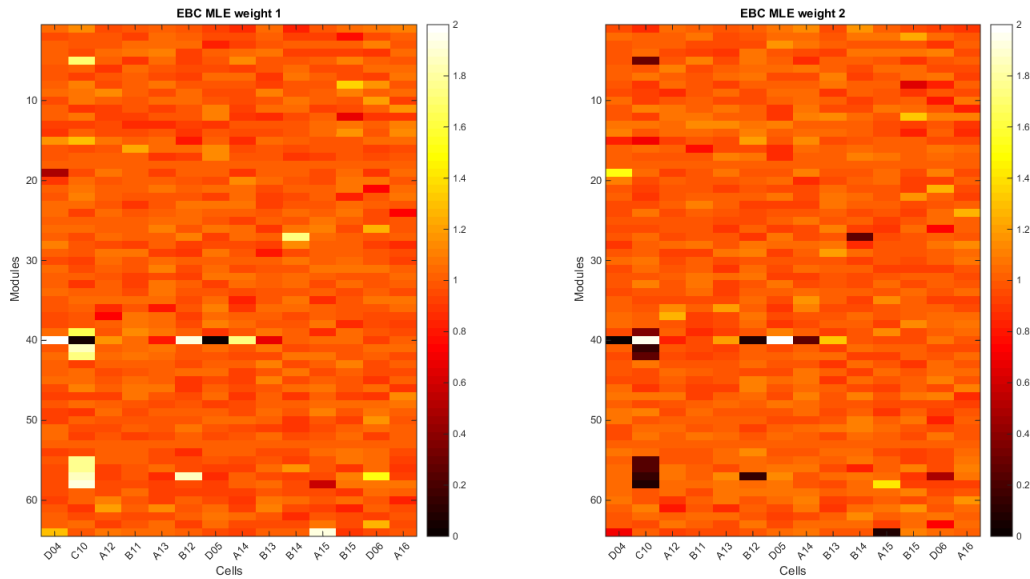
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.86: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição LBC run 364485.



(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.87: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBA run 364485.



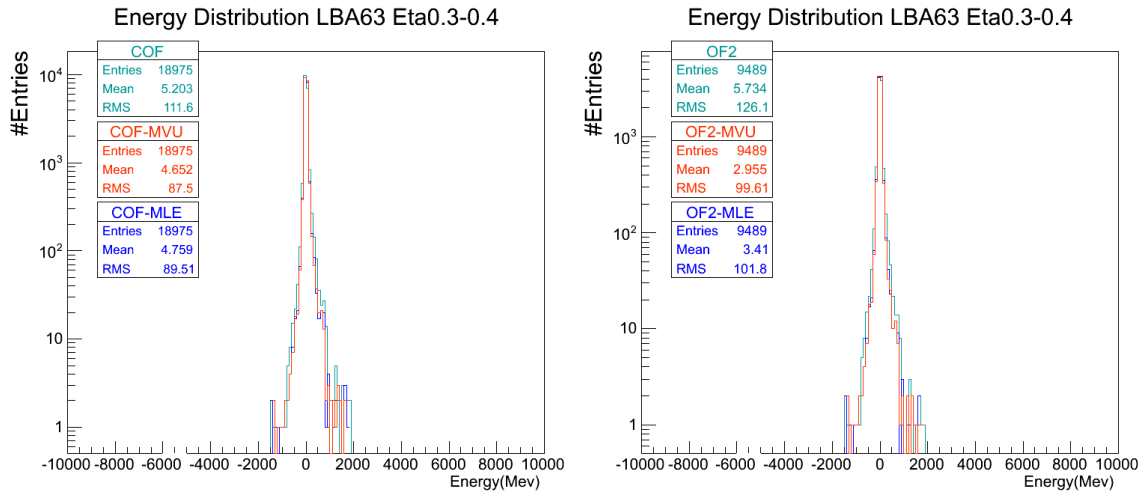
(a) Calculados com o estimador MLE.

Figura 7.88: Mapa de calor dos pesos de todos os canais e módulos da partição EBC run 364485.

O uso do mapa de calor dos pesos do estimador MLE são úteis e auxiliam de várias formas a identificação de canais e módulos ruidosos das partições do TileCal. Durante este trabalho esses mapas foram úteis, por exemplo, para identificar quais torres de *trigger* se beneficiariam mais da estimação via agrupamento de canais cujos resultados serão apresentados na próxima sub-seção.

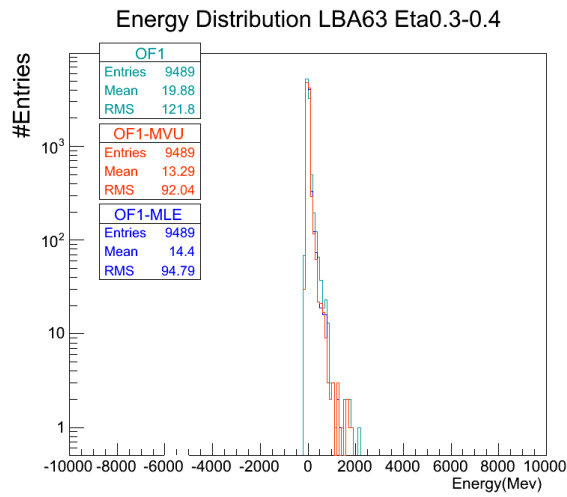
7.6 Estimação de Energia em Torres de *Trigger*

Como visto no Capítulo 6 sub-seção 6.1.1, o método de estimação em célula via MLE ou MVU pode ser estendido para ser aplicado nas torres de *Trigger* do TileCal. Como pode ser visto nas Tabelas 6.1 e 6.2 vários canais são somados para se obter a energia de uma torre, ponderando esses canais com os pesos obtidos pelo MLE ou MVU esperamos que seja possível melhorar a estimação mitigando o ruído total da estimação de energia. Utilizando os mapas de calor de pesos apresentados anteriormente, identificamos as células onde observamos os pesos mais discrepantes e realizamos a estimação na torre onde esta célula está inserida. Apresentaremos a seguir as distribuições de energia das torres dos runs utilizados neste trabalho juntamente com o valor da área da cauda negativa.



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

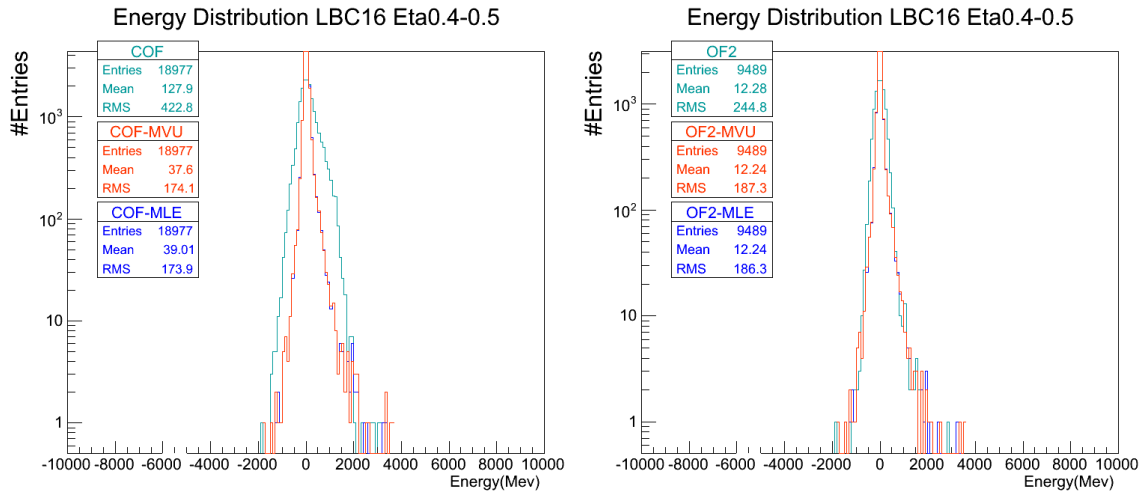


(c) Estimador OF1.

Figura 7.89: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0,3 - 0,4$.

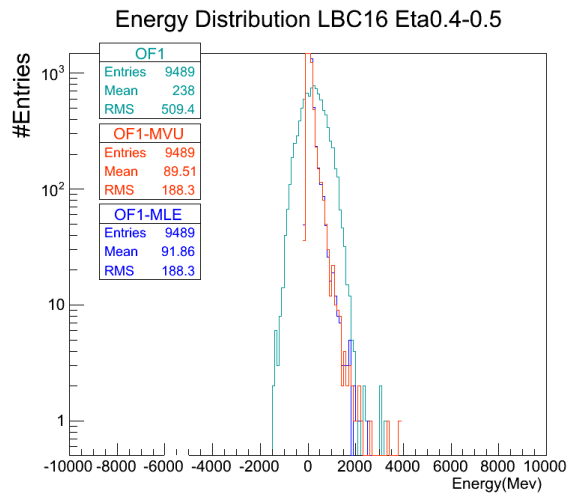
Tabela 7.50: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *trigger* $\eta = 0,3 - 0,4$, run 357193.

LBA 63 TT Eta 0,3-0,4			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	364 475	263 425	260 650
OF1	108 825	68 675	68 750
OF2	240 400	188 475	187 000



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

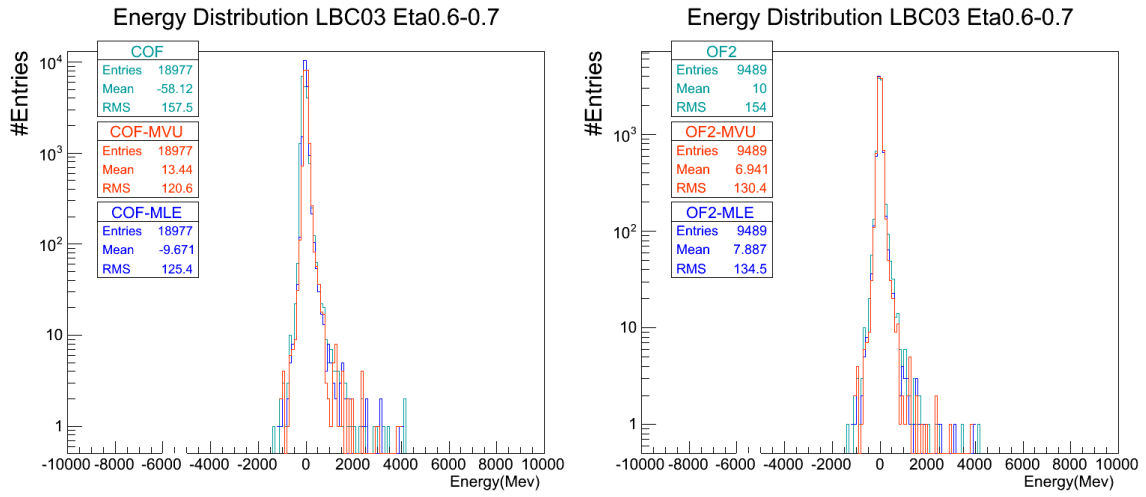


(c) Estimador OF1.

Figura 7.90: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0.4 - 0.5$.

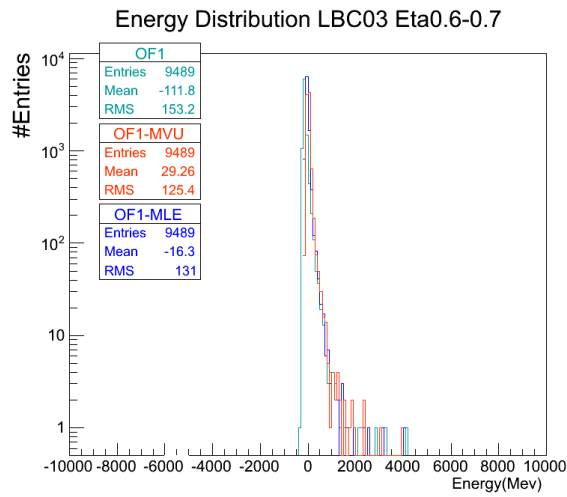
Tabela 7.51: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,4 - 0,5$, run 357193.

LBC 16 TT Eta 0,4-0,5			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	1 809 225	429 450	426 950
OF1	977 300	43 150	38 750
OF2	796 625	371 000	372 525



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

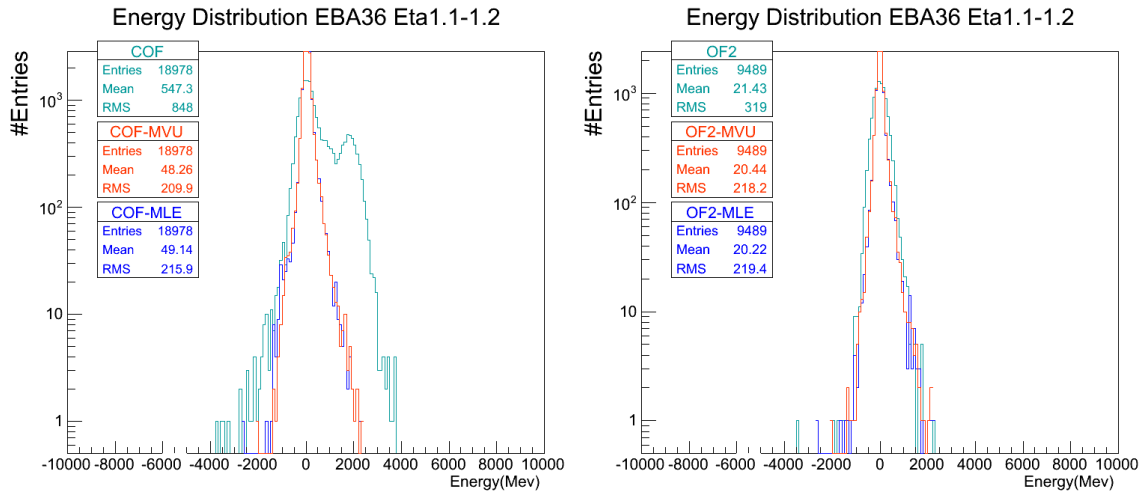


(c) Estimador OF1.

Figura 7.91: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0.6 - 0.7$.

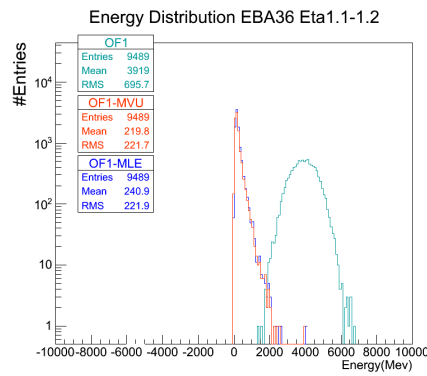
Tabela 7.52: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,6 - 0,7$, run 357193.

LBC 03 TT Eta 0,6-0,7			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	1 568 650	607 650	331 700
OF1	1 236 675	343 275	78 750
OF2	274 075	242 125	244 875



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

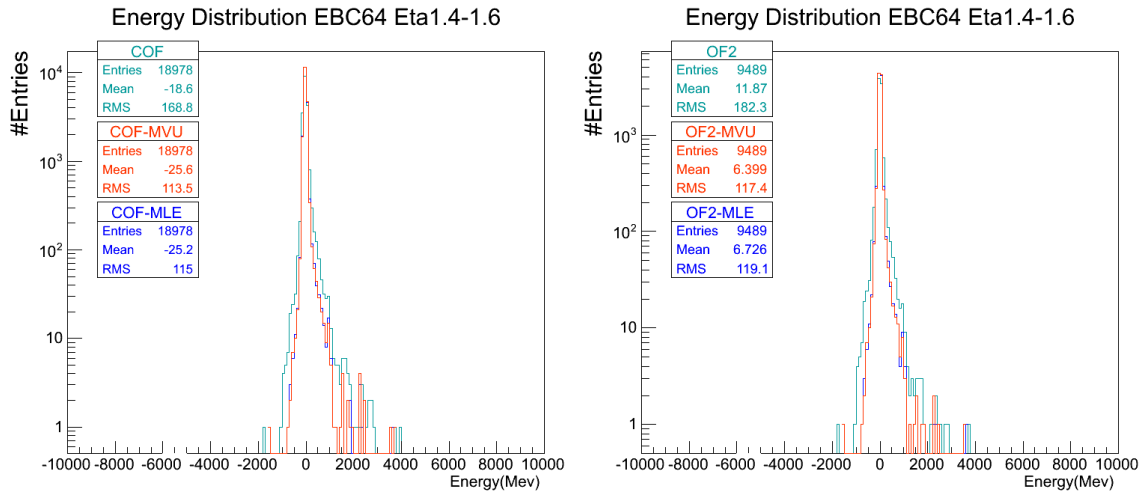


(c) Estimador OF1.

Figura 7.92: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.1 - 1.2$.

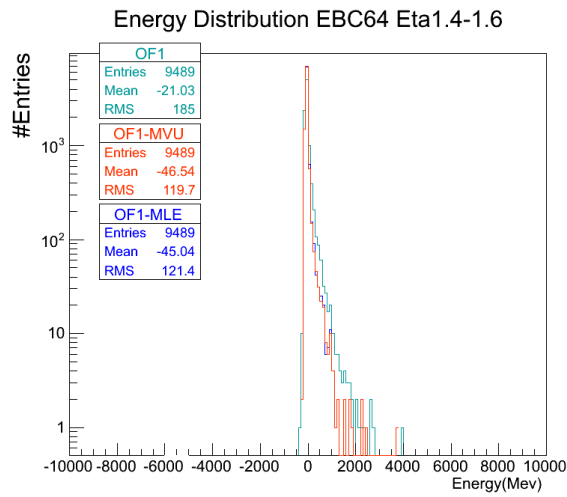
Tabela 7.53: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1, 1 - 1, 2$, run 357193.

EBA 36 TT Eta 1,1-1,2			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	2 739 077	696 346,7	677 096,1
OF1	0	224,79	899,64
OF2	1 045 458	509 753,7	506 530,5



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.



(c) Estimador OF1.

Figura 7.93: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1,4 - 1,6$.

Tabela 7.54: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1,4 - 1,6$, run 357193.

EBA 64 TT Eta 1,4-1,5			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	973 675	744 350	738 350
OF1	572 900	543 625	547 575
OF2	325 525	162 625	157 900

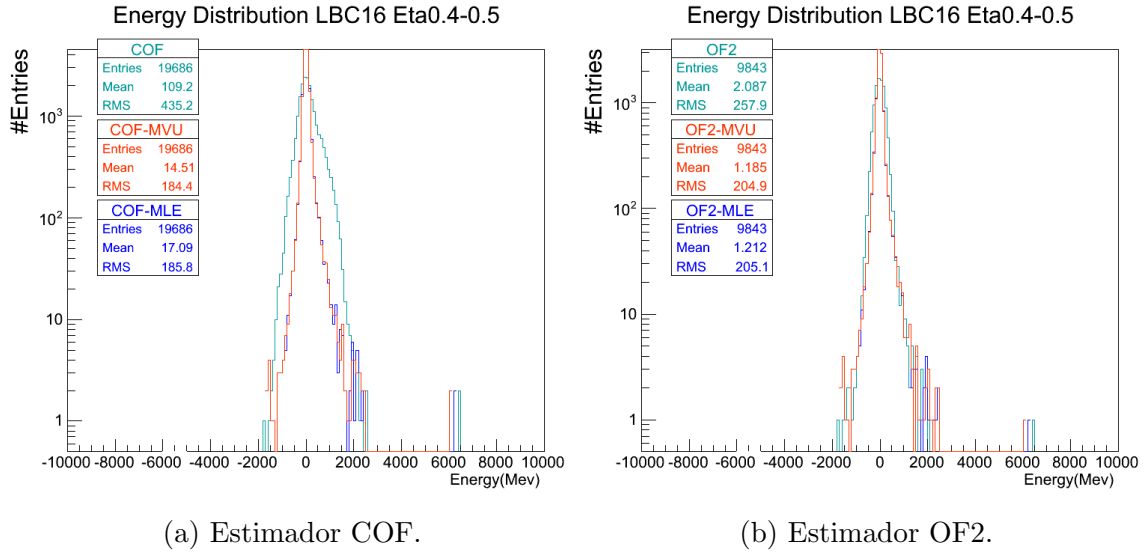


Figura 7.94: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0.4 - 0.5$.

Tabela 7.55: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,4 - 0,5$, run 357409.

LBC 16 TT Eta 0,4-0,5			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	2 091 750	681 325	680 075
OF2	895 925	483 575	483 725

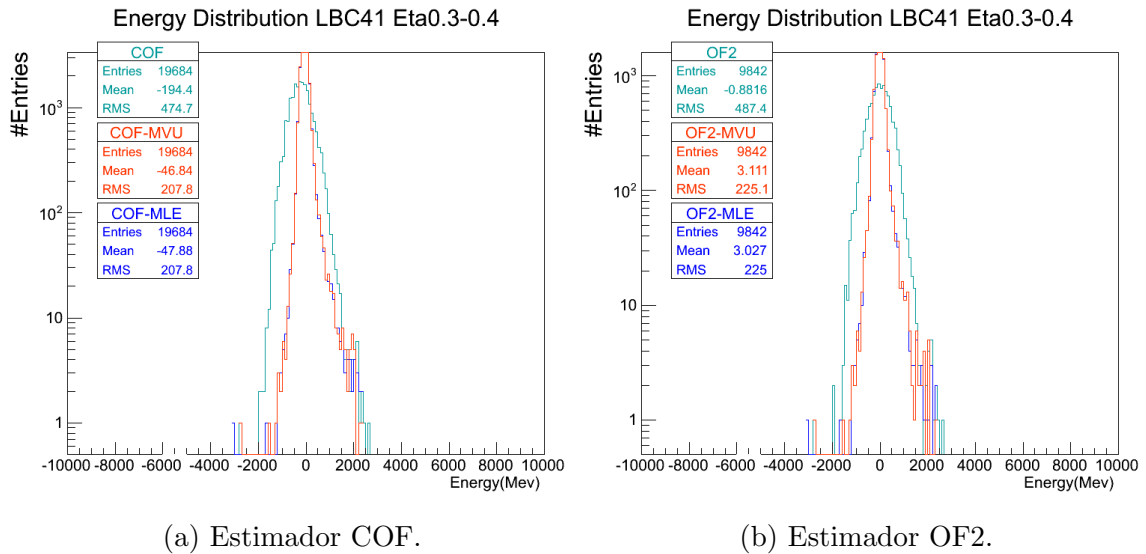
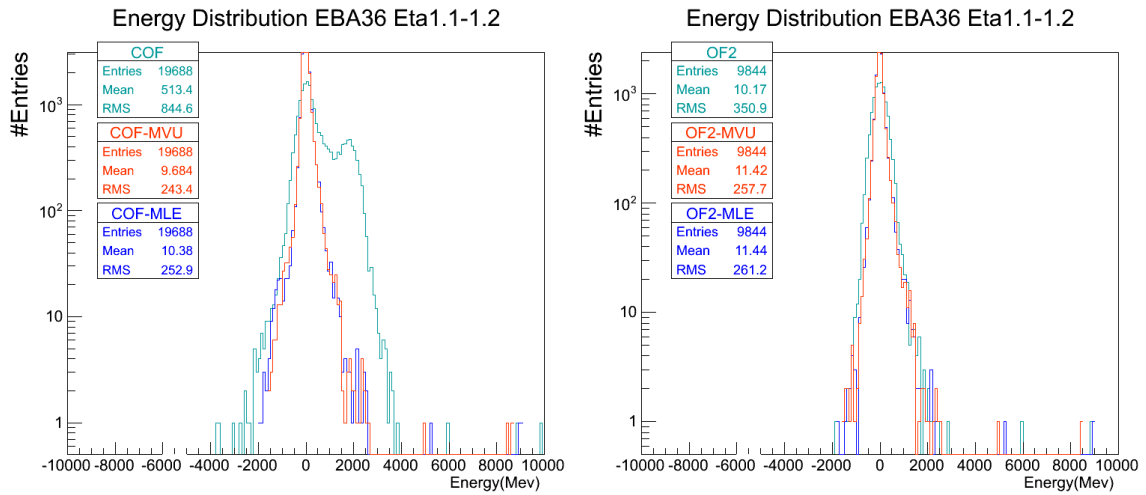


Figura 7.95: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0,3 - 0,4$.

Tabela 7.56: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,3 - 0,4$, run 357409.

LBC 41 TT Eta 0,3-0,4			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	5 929 600	1 880 875	1 869 975
OF2	1 887 575	692 700	694 100



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

Figura 7.96: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.1 - 1.2$.

Tabela 7.57: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1,1 - 1,2$, run 357409.

EBA 36 TT Eta 1,1-1,2			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	3 027 450	1 198 550	1 180 100
OF2	1 194 350	667 475	662 700

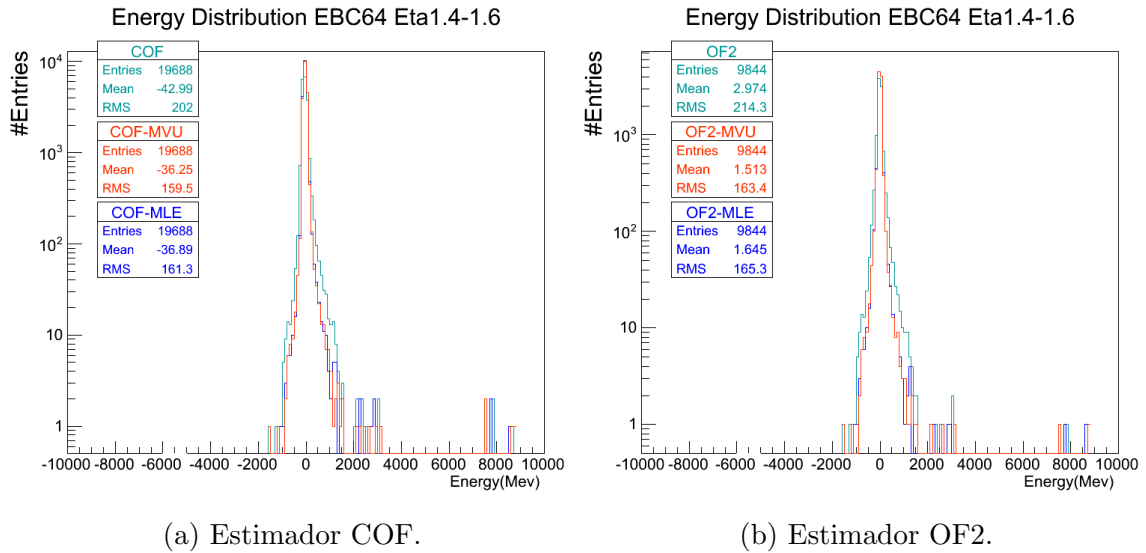


Figura 7.97: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.4 - 1.6$.

Tabela 7.58: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1,4 - 1,6$, run 357409.

EBC 64 TT 1,4-1,6			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	1 472 875	1 031 525	1 009 725
OF2	432 600	230 750	226 325

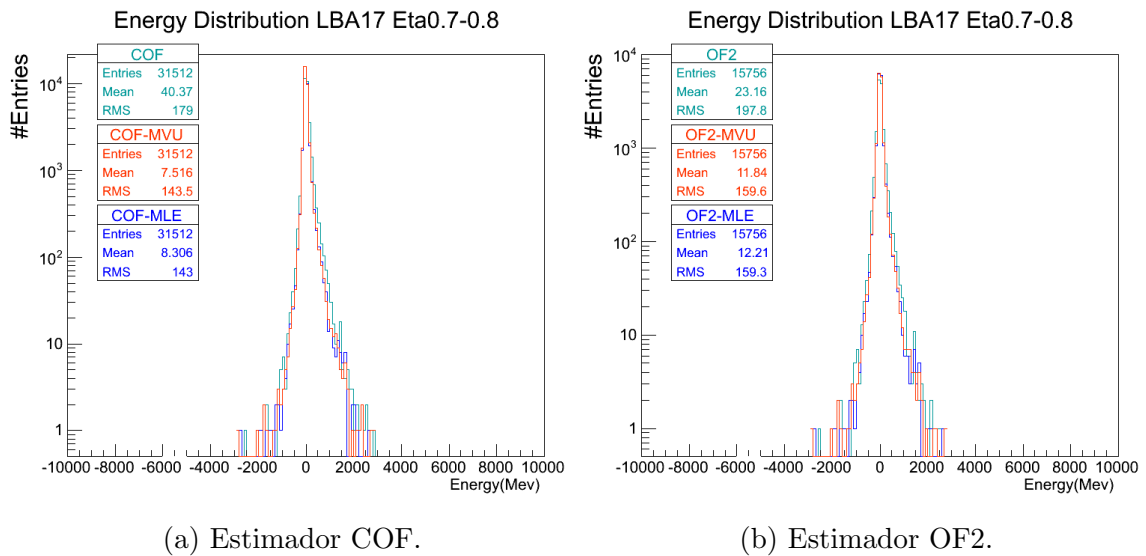
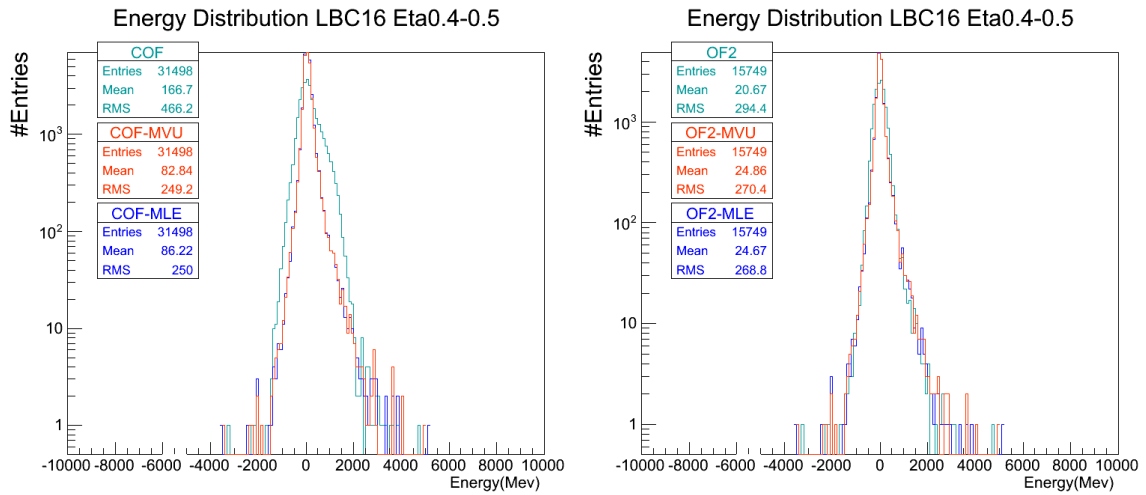


Figura 7.98: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0.7 - 0.8$.

Tabela 7.59: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,7 - 0,8$, run 364485.

LBA 17 Eta 0,7-0,8			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	823 600	879 500	902 600
OF2	661 850	496 150	503 075



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

Figura 7.99: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0,4 - 0,5$.

Tabela 7.60: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,4 - 0,5$, run 364485.

LBC 16 Eta 0,4-0,5			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	2 965 950	997 725	983 725
OF2	1 465 925	937 800	941 575

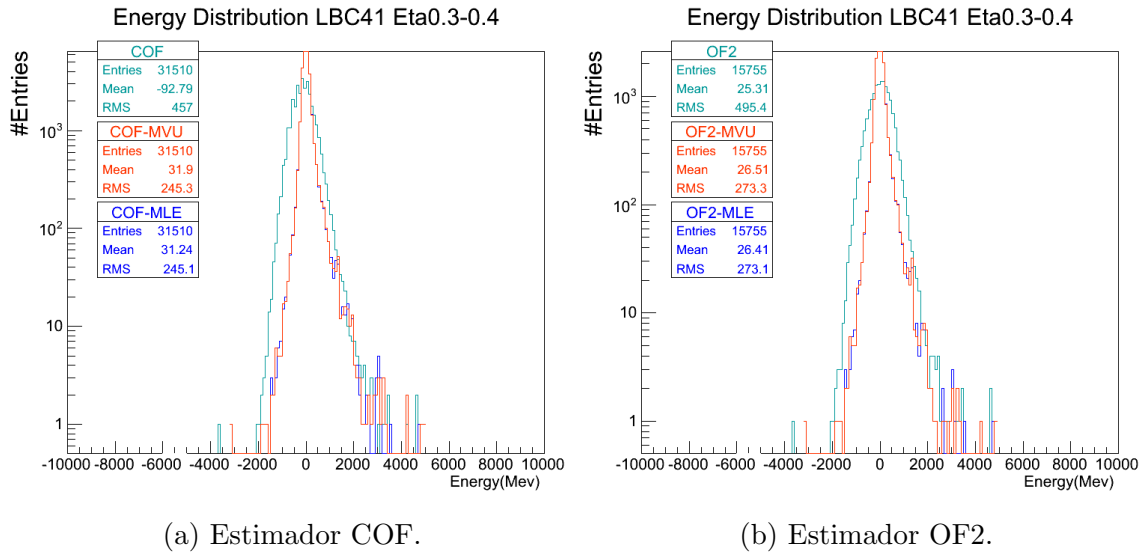


Figura 7.100: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0, 3 - 0, 4$.

Tabela 7.61: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0, 3 - 0, 4$, run 364485.

LBC 41 Eta 0,3-0,4			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	7 088 775	1 605 250	1 595 225
OF2	2 795 050	1 056 625	1 055 225

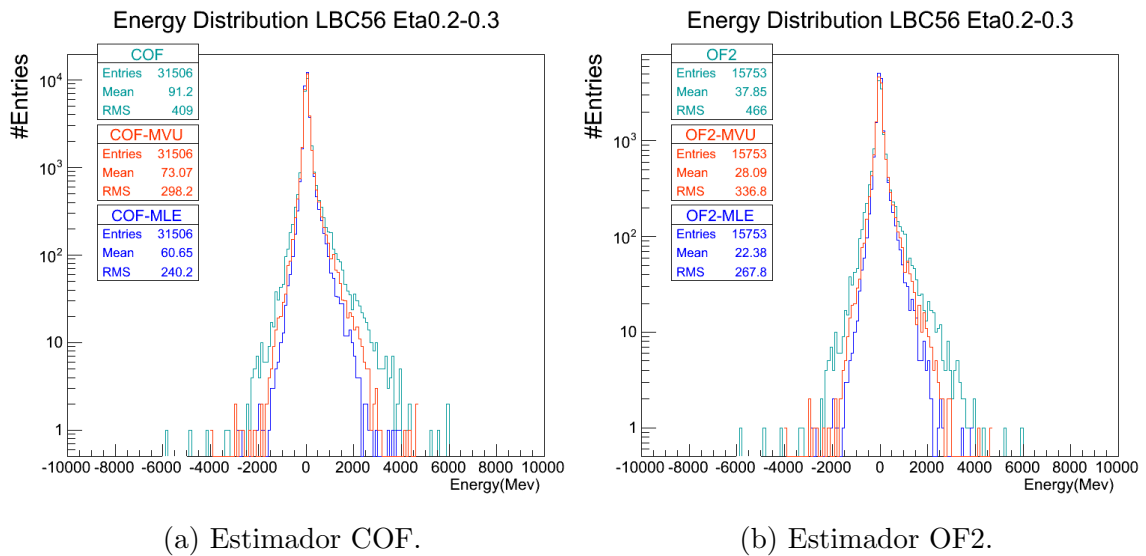
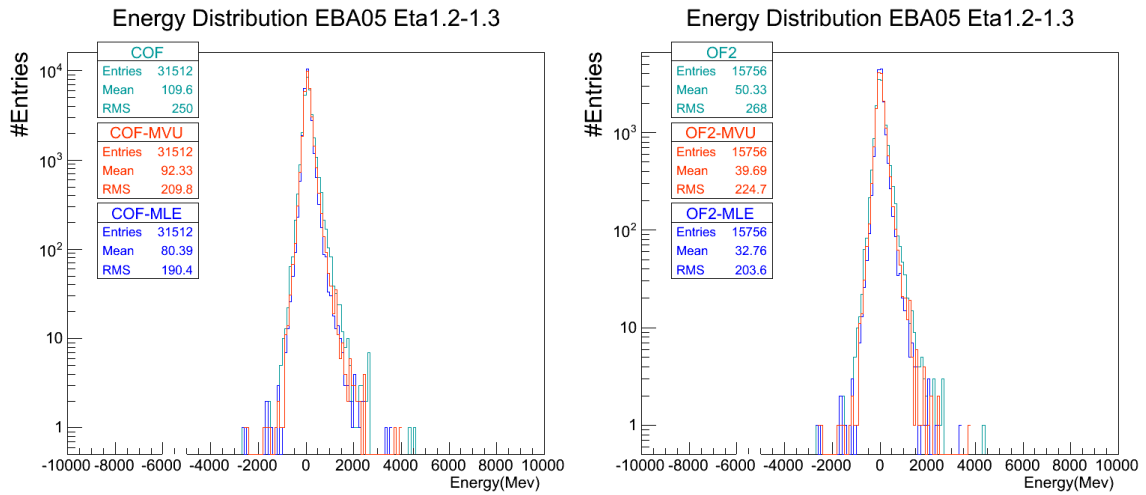


Figura 7.101: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0, 2 - 0, 3$.

Tabela 7.62: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0, 2 - 0, 3$, run 364485.

LBC 56 Eta 0,2-0,3			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	1 707 975	985 550	1 228 700
OF2	1 622 975	931 900	1 174 575



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

Figura 7.102: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.2 - 1.3$.

Tabela 7.63: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1, 2 - 1, 3$, run 364485.

EBA 05 Eta 1,2-1,3			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	1 035 175	764 125	846 250
OF2	978 475	713 600	803 325

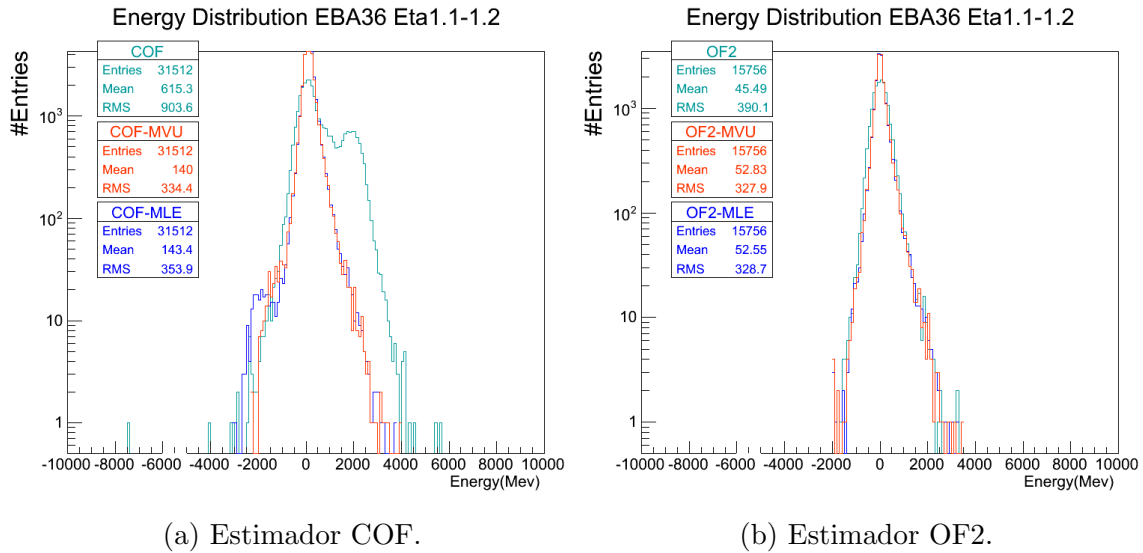


Figura 7.103: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.1 - 1.2$.

Tabela 7.64: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1, 1 - 1, 2$, run 364485.

EBA 36 Eta 1,1-1,2			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	4 577 625	1 622 350	1 518 975
OF2	1 912 850	1 226 150	1 219 550

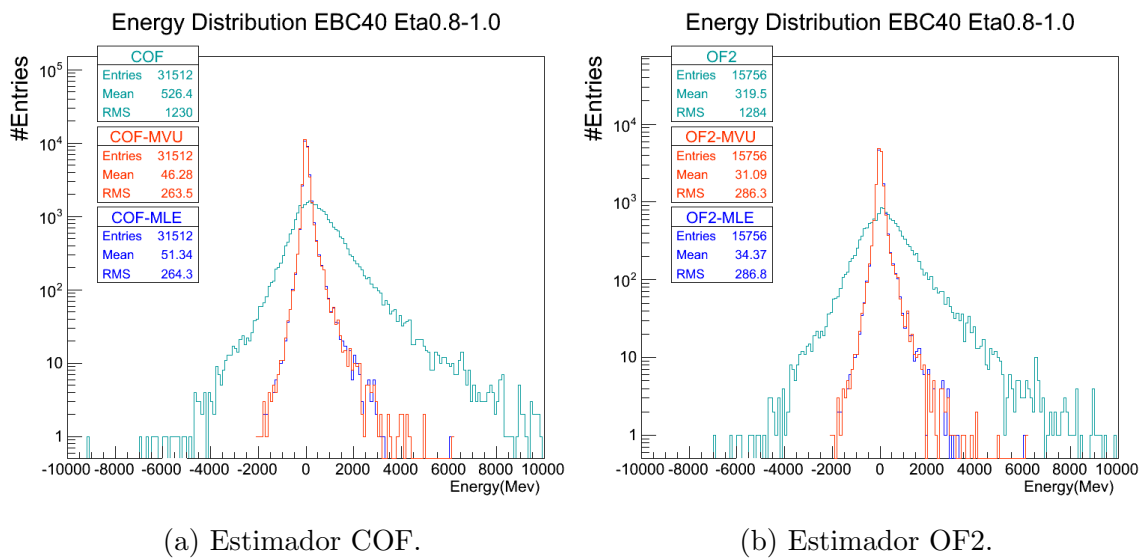
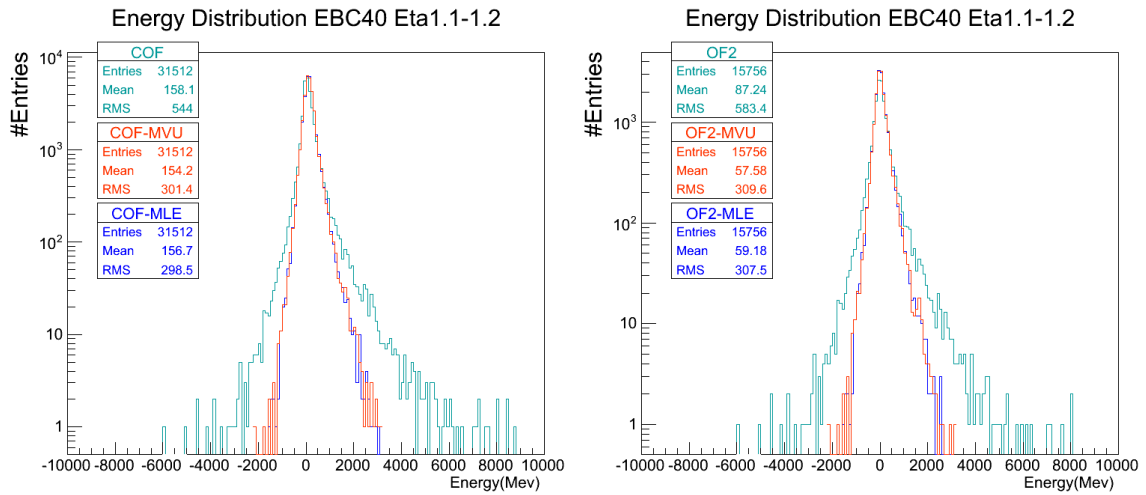


Figura 7.104: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0.8 - 1.0$.

Tabela 7.65: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,8 - 1,0$, run 364485.

EBC 40 Eta 0,8-1,0			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	2 257 675	1 167 850	1 195 925
OF2	1 902 950	1 122 450	1 138 075



(a) Estimador COF.

(b) Estimador OF2.

Figura 7.105: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.1 - 1.2$.

Tabela 7.66: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1,1 - 1,2$, run 364485.

EBC 40 Eta 1,1-1,2			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	2 257 675	1 167 850	1 195 925
OF2	1 902 950	1 122 450	1 138 075

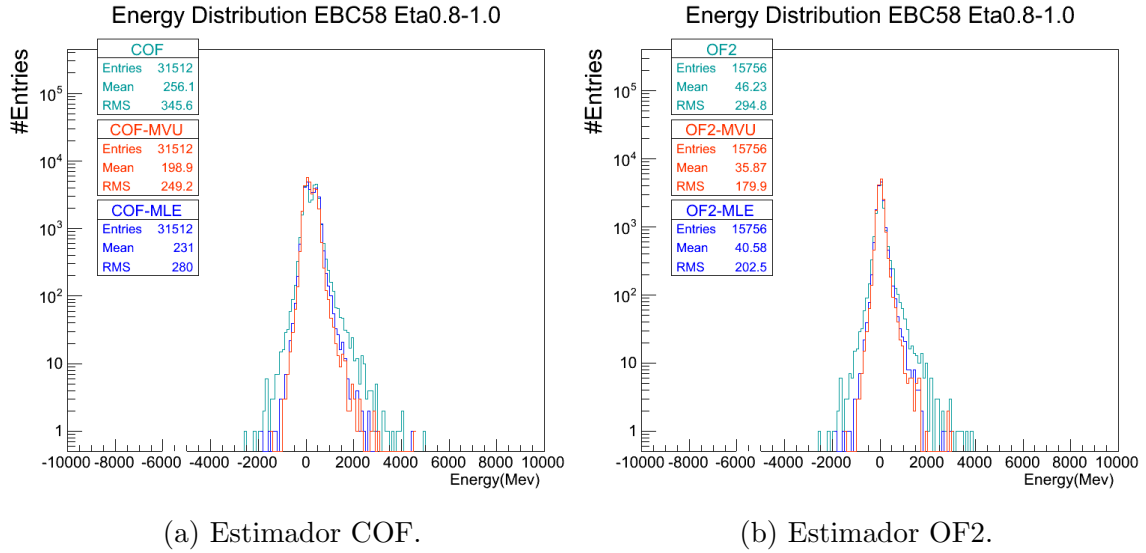


Figura 7.106: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 0.8 - 1.0$.

Tabela 7.67: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 0,8 - 1,0$, run 364485.

EBC 58 Eta 0,8-1,0			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	938 625	690 050	614 750
OF2	930 875	684 975	603 625

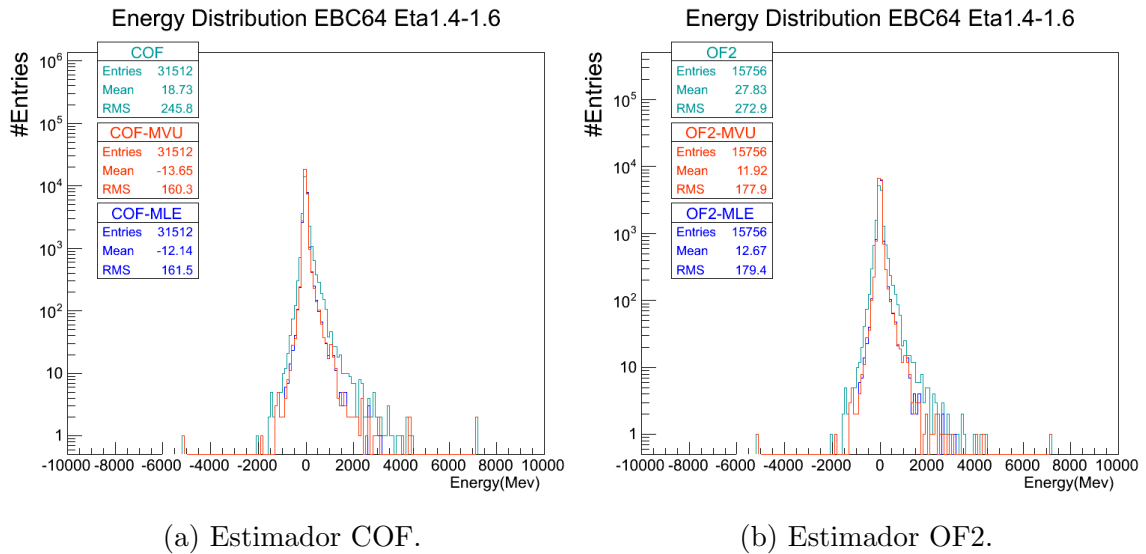


Figura 7.107: Distribuição de Energia da torre de *trigger* $\eta = 1.4 - 1.6$.

Tabela 7.68: Área sob a curva da cauda negativa. Torre de *Trigger* $\eta = 1,4 - 1,6$, run 364485.

EBC 64 Eta 1,4-1,6			
Estimador	A.U.C		
	SS	MLE	MVU
COF	1 480 250	1 194 675	1 208 850
OF2	829 100	416 350	407 150

Observando as figuras apresentadas acima podemos notar, inspecionando as distribuições de energia assim como as tabelas contendo a área sob a curva da cauda negativa, que a estimação via ponderação de canais utilizando MLE e MVU diminuiu a cauda negativa além de corrigir casos de estimação de energia de canais ruidosos que geraram distribuições distorcidas que comprometeriam toda a análise da energia da torre de *Trigger*, destacamos casos como os mostrados nas distribuições das Figuras 7.92, 7.96, 7.103 e 7.104.

7.6.1 Fit Gaussiano na Cauda Negativa

Os resultados da probabilidade de significância do fit Gaussiano (ver sub-seção 6.2.1) onde medidos o limite de Gaussianidade da cauda negativa foram aplicados nos dados de colisão utilizados neste trabalho, porém, em nenhum dos runs avaliados o resultado do fit Gaussiano foi considerável, tendo a probabilidade de significância igual ou muito próxima a zero. Este resultado mostra uma limitação do teste da Gaussianidade da Cauda Negativa, provavelmente o elevado valor de empilhamento desses dados, com valor de $\langle \mu \rangle$ maior que 40, tenha deformado a distribuição da cauda negativa a ponto de descaracterizar a forma Gaussiana desta.

Entretanto, no Apêndice A mostramos uma utilização deste teste de Gaussianidade que foi fundamental na avaliação de um estimador *Online* utilizado no TileCal, onde utilizamos dados reais com valor de $\langle \mu \rangle = 20$.

Capítulo 8

Conclusões

8.1 Conclusões

Este trabalho teve como objetivo principal o aperfeiçoamento da estimação de energia de detectores como o calorímetro hadrônico do ATLAS. Apresentamos figuras de mérito e maneiras de se avaliar a qualidade da estimação de energia de estimadores usando-se dados reais de colisão de partículas, essas figuras de mérito ainda não são utilizadas em como medida de eficiência em calorimetria. Também foi apresentado um estudo completo do comportamento de uma nova técnica de estimação de energia em agrupamentos de canais em células e torres de *Trigger* capaz de reduzir o ruído da estimação e conseqüentemente melhorar a precisão e a exatidão da estimação da energia. Também foi demonstrado ao utilizarmos diferentes métodos de estimação de amplitude, que este método de estimação de energia em agrupamento de canais é independente do método de estimação de amplitude utilizado nos canais. Apresentamos também uma nova proposta de qualidade de dados capaz de identificar canais e módulos ruidosos no calorímetro.

As análises foram obtidas através dos resultados da estimação de energia utilizando três diferentes fontes de dados com diferentes níveis de ruído empilhamento, também utilizamos os principais estimadores de energia disponíveis atualmente no experimento. Através dessas análises foi possível concluir que as figuras de mérito propostas são um importante instrumento na análise dos diferentes estimadores de energia disponíveis no experimento. Alguns desses instrumentos são mais adequados para a região de energia onde o ruído gaussiano predomina e onde a relação sinal-ruído é baixa, outros são mais adequados para a região da cauda positiva da distribuição de energia, região onde o ruído de empilhamento é predominante e a relação sinal-ruído é maior. Também constatamos uma limitação no método de medição da gaussianidade da cauda negativa.

Utilizando dois diferentes conjuntos de dados simulados foi possível concluir, pela primeira vez, que o método de estimação via agrupamento de canais utilizando os estimadores MLE e MVU é capaz não apenas de melhorar a precisão da estimação (diminuindo a variância do erro da diferença entre valor esperado e o estimado), como também melhorar sua exatidão (diminuindo a média da diferença entre valor esperado e o estimado). Também foi possível concluir que o método de estimação em célula proposto não compromete a estimação em altas energias. Pelo contrário, como foi possível observar utilizando dados reais, o método de estimação em célula melhorou a cauda positiva, removendo picos de energia não esperados resultado de uma má estimação utilizando-se o método atual de estimação em célula. Devido ao baixo custo computacional da estimação dos pesos do método apresentado, este método pode ser utilizado de maneira *online*.

Das figuras de mérito propostas para serem utilizadas em dados reais destacam-se a análise da área sob a curva da cauda negativa, a resolução de energia na cauda positiva, assim como o Teste de duas amostras de Kolmogorov-Smirnov e a Informação Mútua. Pela primeira vez também foi mostrado que o método de estimação via agrupamento de canais pode ser aplicado com sucesso na estimação da energia de torres de *Trigger*, os resultados obtidos utilizando dados reais foram conclusivos. Os mapas de calor utilizando os pesos obtidos pelo estimador MLE também foram utilizados com sucesso na identificação de canais e módulos ruidosos e/ou defeituosos, comprovando novamente a capacidade para ser utilizado como uma ferramenta para qualidade de dados no calorímetro.

O método de mitigação de ruído por agrupamento de canais pode, como demonstrado, ser utilizado em diversos agrupamentos afim de melhorar a estimação de energia do agrupamento de canais sendo avaliado. Dessa maneira, um trabalho futuro será a utilização da ponderação dos canais em outros agrupamentos de canais que são usados em outros sistemas do TileCal, como nos métodos utilizados para filtragem de eventos do calorímetro. Uma vez que espera-se uma evolução do ruído de empilhamento e outras perturbações no sinal do canal nas próximas tomadas de dados do LHC, os métodos desenvolvidos nesse trabalho poderão ser de grande utilidade para mitigar estes ruídos e aprimorar a estimação de energia. O método de mitigação de ruído por agrupamento de canais também pode ser aprimorado caso a variância do ruído de cada canal seja estimada de uma maneira mais aprimorada utilizando, por exemplo, métodos de estimação da variância que evitem *outliers* que comprometem a sua correta caracterização. A proposta de mapa de calor para qualidade dos canais e módulos, assim como o método de estimação em células e torres de *Trigger* ainda devem ser implementados na ferramenta de análises do TileCal.

Referências Bibliográficas

- [1] “The University of Chicago”. <http://hep.uchicago.edu/atlas/tilecal/>. Disponível em: [<http://hep.uchicago.edu/atlas/tilecal/>](http://hep.uchicago.edu/atlas/tilecal/). (Acessado em fevereiro de 2019).
- [2] GREENE, B. *O Universo Elegante*. Cia da Letras, 1999.
- [3] CLOSE, F. *Particle Physics: A Very Short Introduction*. Very Short Introductions. OUP Oxford, 2004. ISBN: 9780191577901. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=qWxZTNe4n2AC>.
- [4] SYLVIE BRAIBANT, GIORGIO GIACOMELLI, M. S. *Particles and fundamental interactions: an introduction to particle physics*. Springer, 2012.
- [5] “Pierre Auger”. <http://www.auger.org/>. (Acessado em janeiro de 2019).
- [6] “The Bohr Model”. Disponível em: <http://www2.ucdsb.on.ca/tiss/stretton/chem1/elecon5.html>. (Acessado em fevereiro de 2019).
- [7] “Radiação”. Disponível em: <http://www.fisica.net/aplicada/biofisica/radiacao.php>. (Acessado em janeiro de 2017).
- [8] “Conceptual Explanation of the Cherenkov Effect”. Disponível em: <http://www.lepp.cornell.edu>. (Acessado em janeiro de 2018).
- [9] “The Bremsstrahlung Effect”. Disponível em: <http://www.hardhack.org.au/book/export/html/76>. (Acessado em janeiro de 2018).
- [10] COTTINGHAM, W., GREENWOOD, D. *An Introduction to the Model of Particle Physics*. Cambridge University Press, 2001.
- [11] HEISENBERG, W. *The Physical Principles of The Quantum Theory*. Courier Corporation, 2013.
- [12] “SLAC”. <http://www.slac.stanford.edu/>. Disponível em: <http://www.slac.stanford.edu/>. (Acessado em fevereiro de 2019).
- [13] “CERN”. <http://www.cern.ch/>, . (Acessado em janeiro de 2019).

- [14] AMMAN, F., OTHERS. “Adone - The Frascati 1.5 Gev Electron Positron Storage Ring”. In: *Proceedings, 5th International Conference on High-Energy Accelerators, HEACC 1965: Frascati, Italy, September 0916, 1965*, pp. 703–707, 1965.
- [15] STEFFEN, K. “Desy double storage ring (doris)”, *Kerntech.*, v. 12, pp. 536–540, 1970.
- [16] “Linear accelerator”. Disponível em: <<http://en.wikipedia.org/wiki/Particleaccelerator>>. (Acessado em novembro de 2018).
- [17] “AstroPT”. <http://astropt.org/blog/>. Disponível em: <<http://astropt.org/blog/>>. (Acessado em fevereiro de 2017).
- [18] NAMBU, Y. “Quasiparticles and Gauge Invariance in the Theory of Superconductivity”, *Physical Review*, v. 117, pp. 648 – 663, 1960.
- [19] GOLDSTONE, J. “Field Theories with Superconductor Solutions”, *Nuovo Cimento*, v. 19, pp. 154 – 164, 1961.
- [20] “LEP”. <http://home.web.cern.ch/about/accelerators/large-electron-positron-collider>. (Acessado em novembro de 2018).
- [21] ASNER, D. M., OTHERS. “ILC Higgs White Paper”. In: *Proceedings, Community Summer Study 2013: Snowmass on the Mississippi (CSS2013): Minneapolis, MN, USA, July 29-August 6, 2013*, 2013. Disponível em: <<https://inspirehep.net/record/1256491/files/arXiv:1310.0763.pdf>>.
- [22] “ICHEP 2012”. Disponível em: <<http://www.ichep2012.com.au/>>. (Acessado em março de 2018).
- [23] HIGGS, P. W. “Broken Symmetries and the Masses of Gauge Bosons”, *Physical Review Letters*, v. 13, pp. 508–509, 1964.
- [24] WIGMANS, R. *Calorimetry: Energy Measurements in Particle Physics*. Clarendon Press, 2000.
- [25] “Chuveiro Hadrônico”. Disponível em: <<http://www.lip.pt/~jespada/>>. (Acessado em janeiro de 2018).
- [26] “The history of CERN”. <http://timeline.web.cern.ch/timelines/The-history-of-CERN>, . (Acessado em dezembro de 2018).
- [27] “ALICE”. <http://aliweb.cern.ch/>. (Acessado em dezembro de 2018).

- [28] “Atlas”. <http://atlas.web.cern.ch/Atlas>. (Acessado em Fevereiro de 2019).
- [29] “CMS”. <http://cms.web.cern.ch/>. (Acessado em dezembro de 2018).
- [30] “LHCb”. <https://lhcb.web.cern.ch/lhcb/>, . (Acessado em dezembro de 2018).
- [31] “TOTEM”. <http://totem.web.cern.ch/Totem/>. (Acessado em novembro de 2018).
- [32] “LHCf”. <http://home.web.cern.ch/about/experiments/lhcf>, . (Acessado em janeiro de 2019).
- [33] DE PALMA, M., OTHERS. *ALEPH: Technical Report 1983*. 1983.
- [34] AARNIO, P. A., ABIE, H., ABREU, P., et al. “The DELPHI detector at LEP”, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res., A*, v. 303, n. CERN-EF-90-005. CERN-EF-90-05. CERN-EF-90-5. CERN-PPE-90-128, pp. 233–276. 76 p, Sep 1990. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/212026>>.
- [35] *Technical proposal: L3*. Relatório Técnico CERN-LEPC-83-5. LEPC-P-4, 1983. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/297266>>.
- [36] RAPP, P. *The OPAL detector at LEP*. Relatório Técnico UMD-PP-85-206, Maryland Univ. Dept. Phys. Astron., College Park, MD, Jun 1985. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/161925>>.
- [37] SCHMIDT, R. “LHC - CHALLENGES IN HANDLING BEAMS EXCEEDING 100 MJ”, *Proceedings of HB2012, Beijing-China*, 2012.
- [38] COLLABORATION, A. *ATLAS Detector and Physics Performance - Technical Design Report Vol.I*. Relatório técnico, CERN.
- [39] YU NAKAHAMA, O. B. O. T. A. C. “The ATLAS Trigger System: Ready for Run-2”, *IOP*, 2015.
- [40] DI GIROLAMO, B. “An overview of the ATLAS TILECAL hadronic calorimeter”, *ATLAS Internal Note*, 1996.
- [41] “The ATLAS Collaboration, The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”, *Journal of Instrumentation*, v. JINST, n. 3 S08003, 2008.
- [42] NETTLE, P. “Raios Cósicos”. <http://www.lip.pt/>. (Acessado em janeiro de 2019).
- [43] BIOT, J. A. V. *TileCal Read-Out Drivers Production and Firmware Developments*. Relatório técnico, IFIC - Universitat de Valencia.

- [44] DRAKE, G. *Design of a new switching power supply for the ATLAS TileCAL front-end electronics*. Relatório técnico, Argonne National Laboratory-ANL.
- [45] *Design of a New Switching Power Supply for the ATLAS TileCal Front-End Electronics*, setembro de 2012. Argonne National Laboratory, the Argonne HEP Electronics Group.
- [46] CALHEIROS, F., HRUSKA, I. *Application of ELMB for steering LV power supply for TILECAL, ATLAS internal note*. Relatório Técnico ATL-COM-2003 001, CERN, 2003.
- [47] GREEN, D. *At the leading edge the ATLAS and CMS LHC experiments*. World Scientific, 2010.
- [48] SCHOTTKY, W. “SmallShot Effect and Flicker Effect”, *Physical Review - PHYS REV X*, v. 28, pp. 1331–1331, 01 1926. doi: 10.1103/PhysRev.28.1331.
- [49] JOHNSON, J. B. “Thermal agitation of electricity in conductors”, *Phys.Rev.*, v. 32, pp. 110, 1928.
- [50] LAWSON, J.L., U. G. *Threshold Signals(MIT Rad.Lab.)*, v. 24. New York, NY:McGraw-Hill, 1956.
- [51] MIDDLETON, D. *Statistical Communication Theory*. New York, NY:McGraw-Hill, 1960.
- [52] RICE, S. “Mathematical analysis of random noise”, *Bell Syst. Tech. J.*, v. 23 e 24, pp. 282 e 46, 1944 e 1945.
- [53] CRAMER, D. *Mathematical Methods of Statistics*. Princeton University Press, New.Jersey, 1946.
- [54] WALD, A. *Sequential Analysis*. New York, NY: Wiley, 1947.
- [55] WALD, A. *Statistical Functions*. New York, NY: Wiley, 1950.
- [56] DOOB, J. *Stochastic Processes*. New York, NY: Wiley, 1953.
- [57] LOÉVE, M. *Probability Theory*. New York, NY D. Von Nostrand, 1955.
- [58] GRENDER, U. *Stochastic processes and statistical inference*, v. 1. Arkiv fur Matematik, 1950.

- [59] NEYMAN, J., PEARSON, E. S. “On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses”, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character*, v. 231, pp. 289–337, 1933. ISSN: 02643952.
- [60] KAY, S. M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. Prentice Hall, 1993.
- [61] BLACKWELL, D. “Conditional expectation and unbiased sequential estimation.” *Ann. Math. Stat.*, v. 18, pp. 105–110, 1947. ISSN: 0003-4851.
- [62] LEHMANN, E. L., SCHEFF, H. “Completeness, Similar Regions, and Unbiased Estimation: Part I”, *Sankhy: The Indian Journal of Statistics (1933-1960)*, v. 10, n. 4, pp. 305–340, 1950. ISSN: 00364452.
- [63] LEHMANN, E. L., SCHEFF, H. “Completeness, Similar Regions, and Unbiased Estimation: Part II”, *Sankhy: The Indian Journal of Statistics (1933-1960)*, v. 15, n. 3, pp. 219–236, 1955. ISSN: 00364452.
- [64] J. HIGHAM, N. “Cholesky Factorization”, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, v. 1, pp. 251 – 254, 09 2009. doi: 10.1002/wics.18.
- [65] KNOLL, G. F. *Radiation Detection and Measurement*. New York: Wiley, 1979.
- [66] P. ADRAGNA, E. A. “Testbeam studies of production modules of the ATLAS Tile Calorimeter”, *nucl. Inst. Meth*, v. A606, 2009.
- [67] PERALVA, B. S.-M. *Detecção de Sinais e Estimação de Energia para Calorimetria de Altas Energias*. Tese de Mestrado, UFJF, Juiz de Fora, MG, Brasil, 2012.
- [68] PERALVA, B. S. “The TileCal Online Energy Estimation for the Next LHC Operation Period”, Sep 2014. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1752891>>.
- [69] SEIXAS, J., SOTTO-MAIOR-PERALVA, B. “The TileCal Energy Reconstruction for LHC Run2 and Future Perspectives”, Aug 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2040916>>.
- [70] LUCIANO M. ANDRADE F., J. M. D. S. E. A. “Calorimeter Response Deconvolution for Energy Estimation in High-Luminosity Conditions”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. Volume 62, pp. 3265 – 3273, 2015.

- [71] HOUGH, P. V. C. “Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures”, *International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation CERN*, 1959.
- [72] HENRIQUES CORREIA, A. M. *The ATLAS Tile Calorimeter*. Relatório Técnico ATL-TILECAL-PROC-2015-002, CERN, Geneva, Mar 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2004868>>.
- [73] FIOLHAIS, M. C. N. *Correlated noise unfolding on a Hadronic Calorimeter*. Relatório Técnico ATL-TILECAL-PROC-003, CERN, 2011.
- [74] WILLIS, W., RADEKA, V. “Liquid-argon ionization chambers as total-absorption detectors”, *Nuclear Instruments and Methods*, v. 120, pp. 221–236, 09 1974. doi: 10.1016/0029-554X(74)90039-1.
- [75] RADEKA, V. “Low-Noise Techniques in Detectors”, *Annual Review of Nuclear and Particle Science*, v. 38, n. 1, pp. 217–277, 1988. doi: 10.1146/annurev.ns.38.120188.001245.
- [76] RADEKA, V. “Low-Noise Techniques In Detectors”, *Annual Review of Nuclear and Particle Science*, v. 38, pp. 217–277, 11 2003. doi: 10.1146/annurev.ns.38.120188.001245.
- [77] MANFREDI, P., RE, V., SPEZIALI, V., et al. “Low noise design of readout electronics for microstrip vertex detectors”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 274, n. 3, pp. 477 – 484, 1989. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/0168-9002\(89\)90178-2](https://doi.org/10.1016/0168-9002(89)90178-2).
- [78] MANFREDI, P., RAGUSA, F. “Low noise electronics in elementary particle physics”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 235, n. 2, pp. 345 – 354, 1985. ISSN: 0168-9002. doi: [https://doi.org/10.1016/0168-9002\(85\)90576-5](https://doi.org/10.1016/0168-9002(85)90576-5).
- [79] MANCINI-TERRACCIANO, C. “Noise correlation and decorrelation in arrays of bolometric detectors”, *JINST*, 2012.
- [80] PEREIRA, R. A. *Estimção de Energia em um Calorímetro Finamente Segmentado*. Tese de Mestrado, UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2014.
- [81] “The CHORUS Detector”. <http://choruswww.cern.ch/Detector/hendriks/Detector.html>. (Acessado em março de 2019).

- [82] “BAIKAL”. <http://www.inr.ru/eng/ebgnt>. Disponível em: <<http://www.inr.ru/eng/ebgnt>>. (Acessado em fevereiro de 2019).
- [83] TANHA, K., MOHAMMADI, N., JANANI, L. “P-value: What is and what is not”, *Medical Journal of the Islamic Republic of Iran*, v. 31, pp. 377–378, 12 2017. doi: 10.14196/mjiri.31.65.
- [84] FISHER, B., JOLEVSKA-TUNESKA, B., KILICMAN, A. “On Defining The Incomplete Gamma Function”, *Integral Transforms and Special Functions*, v. 14, pp. 293–299, 08 2003. doi: 10.1080/1065246031000081667.
- [85] TRUC, J.-P. “Riemann Sums for Generalized Integrals”, *The College Mathematics Journal*, v. 50, pp. 123–132, 03 2019. doi: 10.1080/07468342.2019.1560119.
- [86] TZANNES, N. S., NOONAN, J. P. “The mutual information principle and applications”, *Information and Control*, v. 22, n. 1, pp. 1 – 12, 1973. ISSN: 0019-9958.
- [87] DEZA, E., DEZA, M.-M. *Dictionary of Distances*. Amsterdam, Elsevier, 2006. ISBN: 978-0-444-52087-6.
- [88] KULLBACK, S. “The Kullback-Leibler Distance”, *The American Statistician*, v. 41, n. 4, pp. 340–341, 1987.
- [89] SIMARD, R. J., LECUYER, P. “Computing the Two-Sided Kolmogorov-Smirnov Distribution”. 2010.
- [90] ARNOLD, T., EMERSON, J. “Nonparametric Goodness-of-Fit Tests for Discrete Null Distributions”, *R Journal*, v. 3, 12 2011. doi: 10.32614/RJ-2011-016.
- [91] LOPES, R., REID, I., HOBSON, P. “The two-dimensional Kolmogorov-Smirnov test”, *XI International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research*, 01 2007.
- [92] FABJAN, C. W., GIANOTTI, F. “Calorimetry for particle physics”, *Rev. Mod. Phys.*, v. 75, pp. 1243–1286, Oct 2003.
- [93] CALAFIURA, P., LAVRIJSEN, W., LEGGETT, C., et al. “The Athena control framework in production, new developments and lessons learned”. In: *Computing in high energy physics and nuclear physics. Proceedings, Conference, CHEP’04, Interlaken, Switzerland, September 27-October 1, 2004*, pp. 456–458, 2005.

- [94] “ATLAS Run Query”. Disponível em: <<http://atlas-runquery.cern.ch/>>. (Acessado em Maio de 2019).
- [95] JEJELAVA, J. *Comparison of Different Reconstruction Methods with the Pulse Simulator*. Relatório Técnico ATL-COM-TILECAL-2014-086, CERN, Geneva, Dec 2014. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1976207>>.
- [96] “CalorimetroGelo”. Disponível em: <<http://en.wikipedia.org/wiki/Thermochemistry>>. (Acessado em fevereiro de 2018).
- [97] “GaussianWaves - Signal Processing Simplified”. Disponível em: <<http://www.gaussianwaves.com/>>. (Acessado em janeiro de 2018).
- [98] MANCINI-TERRACCIANO, C. “INSPIRE High Energy Physics information system”. <http://inspirehep.net>, . (Acessado em janeiro de 2019).
- [99] MANCINI-TERRACCIANO, C. “SciVerse”. <http://www.sciencedirect.com>, . (Acessado em janeiro de 2019).
- [100] MANCINI-TERRACCIANO, C. “CUORE-Cryogenic Underground Observatory for Rare Events”. <http://crio.mib.infn.it/wigmi/pages/cuore.php>, . (Acessado em janeiro de 2019).
- [101] FABJAN, C., STRUCZINSKI, W., WILLIS, W., et al. “Iron Liquid - Argon and Uranium Liquid - Argon Calorimeters for Hadron Energy Measurement”, *Nucl.Instrum.Meth.*, v. 141, pp. 61, 1977.
- [102] RADEKA, V. “LOW-NOISE TECHNIQUES IN DETECTORS”, *Brookhaven National Laboratory*, 1973.
- [103] STREET, J. C., STEVENSON, E. C. “New Evidence for the Existence of a Particle of Mass Intermediate Between the Proton and Electron”, *Phys. Rev.*, v. 52, pp. 1003–1004, Nov 1937. doi: 10.1103/PhysRev.52.1003. Disponível em: <<https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRev.52.1003>>.
- [104] GRUPEN, C., SHWARTZ, B. *Particle Detectors*. Cambridge Monographs on Particle Physics, Nuclear Physics and Cosmology. Cambridge University Press, 2008. doi: 10.1017/CBO9780511534966.

Apêndice A

Qualificação de Autoria no ATLAS

A política de autoria em ATLAS é guiada pelo princípio de que um autor ATLAS deve ter feito contribuições significativas para o experimento. A autoria é uma honra e uma responsabilidade. É uma honra fazer parte de um esforço científico na vanguarda da investigação que só é possível numa colaboração de muitas pessoas devotadas com um amplo espectro de experiência e conhecimentos. A autoria também é um dever de dedicar um esforço significativo ao experimento, assumir a responsabilidade como autor assinante de resultados científicos, e cumprir as normas da conduta científica. Somente as pessoas qualificadas como autores ATLAS podem assinar documentos ATLAS. O processo para obtenção da autoria do ATLAS segue regras estritas e um cronograma rígido. Para se tornar elegível é necessário apresentar uma proposta de trabalho, que precisa ser aprovada pelo Comitê de Autoria do ATLAS e ser orientado por pesquisadores já associados ao ATLAS. O presente trabalho realizou um atividade de pesquisa em conjunto com a colaboração do ATLAS, iniciada em Outubro de 2016 e finalizada em Outubro de 2017, sob avaliação do Comitê de Autoria do ATLAS e sob a supervisão dos pesquisadores D.Sc. Bernardo Sotto Maior e Ph.D. Alexander A. Paramonov.

A.1 Qualificação de Autoria do ATLAS

Resumo: Avaliação de desempenho da estimativa de energia TileCal em condições severas de empilhamento usando diferentes algoritmos de filtragem ótima (OF, MF, COF). Células com alta exposição de ruído de empilhamento foram utilizadas neste trabalho. O objetivo é afinar os métodos de estimação para melhorar a operação. Uma abordagem estocástica completa (leva em consideração que o sinal que chega é estocástico e pode ser modelado por componentes ortogonais, que são ponderados de acordo com sua relação sinal-ruído), a utilização da matriz de covariância de ruído para projetar um filtro de clareamento devem ser investigados. Foram utilizados métodos de avaliação de cauda negativa, como: área sob a curva e Gaussianidade

da cauda, para avaliar a performance em meio ao empilhamento de um algoritmo de estimação de energia (OF1) emulado de forma *Online* (DSP).

A.1.1 Resultados

Para realizar os estudos, foram escolhidos duas células com alta exposição de empilhamento, células A09 da partição LBA e A13 da partição EBA, também optou-se por realizar um filtro na fase dos sinais para restringir os casos de empilhamento, dessa forma utilizamos sinais com desvio de fase entre $\pm 2ns \pm 5ns$. O estudo realizado mostrou que o método OF1 de estimação de energia emulado de forma *Online* em um DSP de ponto-fixado, apesar da limitação inerente ao processo da estimação em tempo real e da limitação do ponto-fixado do DSP, ainda assim foi capaz de mitigar os efeitos do ruído de empilhamento. O trabalho mostrou que a cauda negativa das distribuições de energia estimadas pelo método OF1, tanto *Offline* quanto *Online*, são menores do que a área da distribuição por meio do estimador OF2. Além disso, foi possível por meio da análise da probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa mostrar que as das formas de estimação por meio do estimador OF1 são capazes de manter a Gaussianidade da cauda negativa.

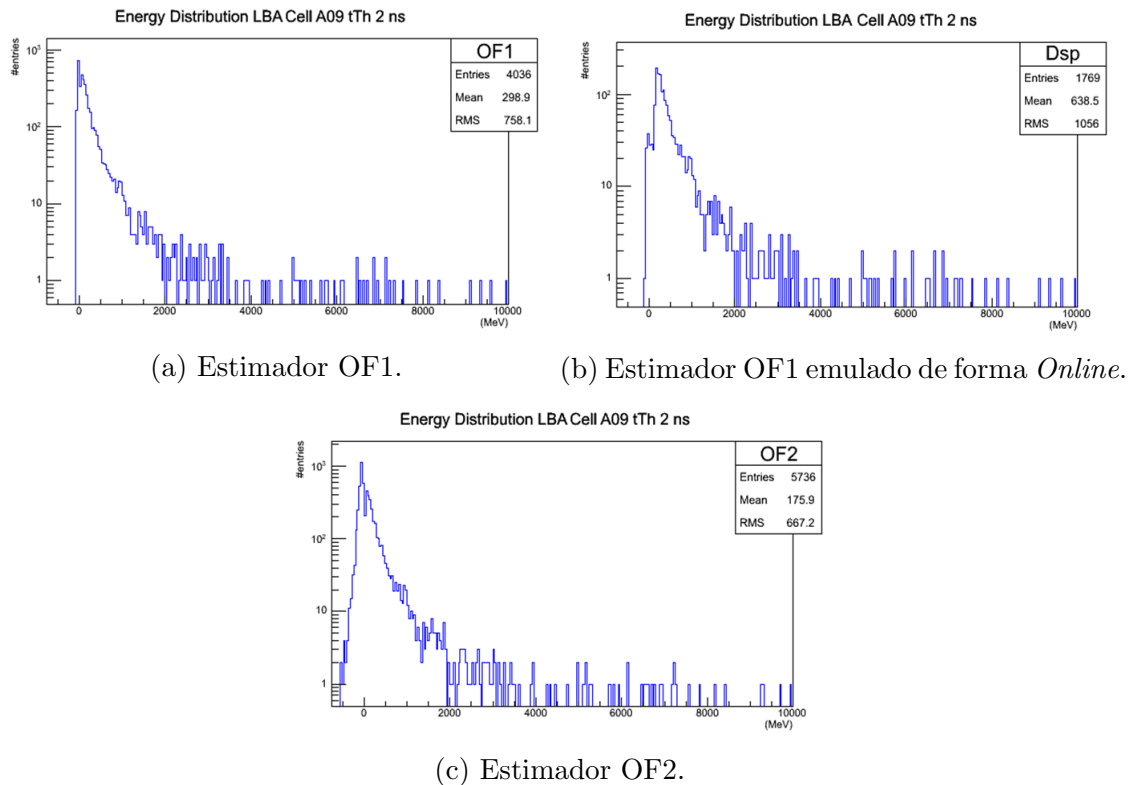
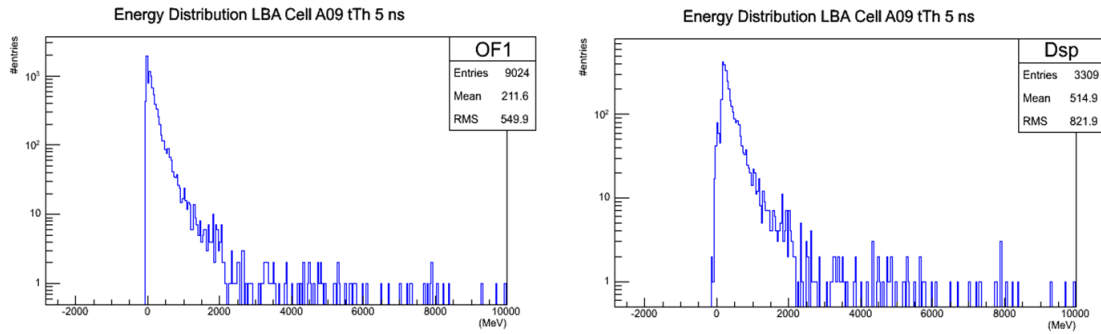


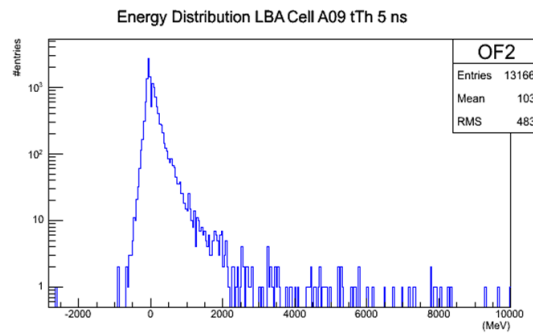
Figura A.1: Distribuição de energia com fase menor que 2ns da célula A09 da partição LBA.

LBA Célula A09 Fase <2ns			
Estimador	OF2	OF1	DSP
A.U.C	223 780	25 410	2 390



(a) Estimador OF1.

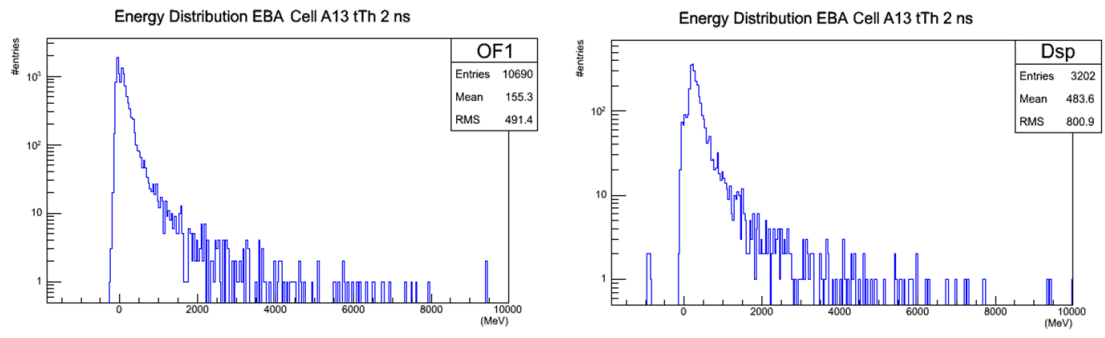
(b) Estimador OF1 emulado de forma *Online*.



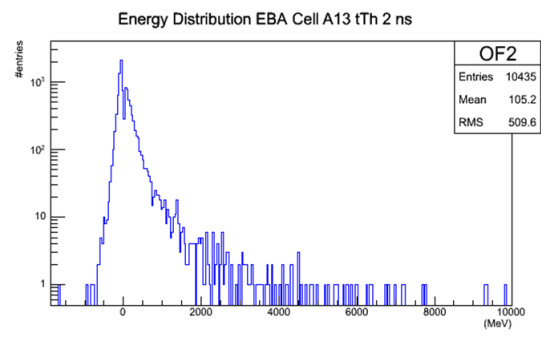
(c) Estimador OF2.

Figura A.2: Distribuição de energia com fase menor que 5ns da célula A09 da partição LBA.

LBA Célula A09 Fase <5 ns			
Estimador	OF2	OF1	DSP
A.U.C	590 685	66 190	2 235



(a) Estimador OF1. (b) Estimador OF1 emulado de forma *Online*.



(c) Estimador OF2.

Figura A.3: Distribuição de energia com fase menor que 2 ns da célula A13 da partição EBA.

EBA Célula A13 Fase <2 ns			
Estimador	OF2	OF1	DSP
A.U.C	546 745	236 820	12 595

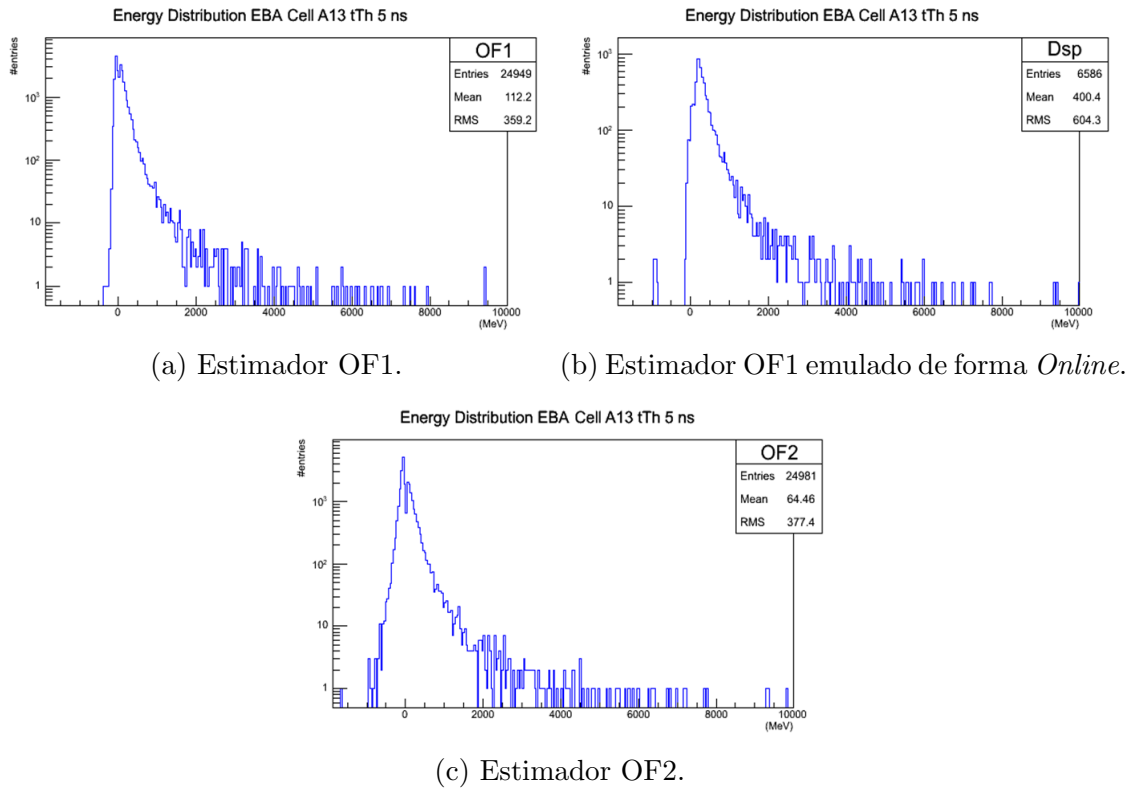


Figura A.4: Distribuição de energia com fase menor que 5 ns da célula A13 da partição EBA.

EBA Célula A13 Fase <5 ns			
Estimador	OF2	OF1	DSP
A.U.C	13 838 695	573 595	12 595

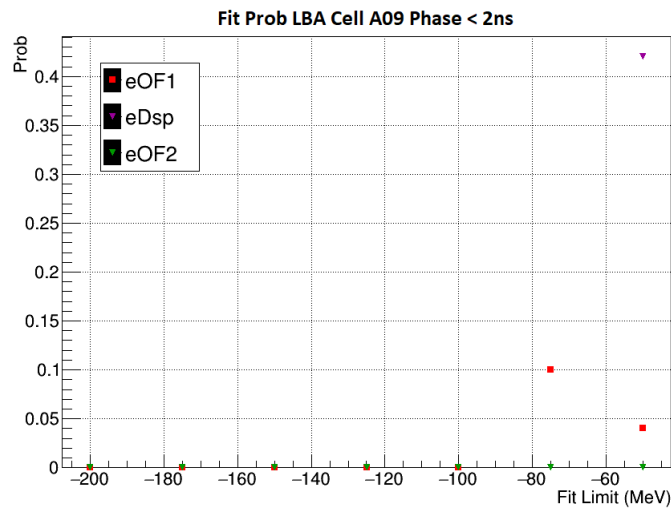


Figura A.5: Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 2 ns da célula A09 da partição LBA.

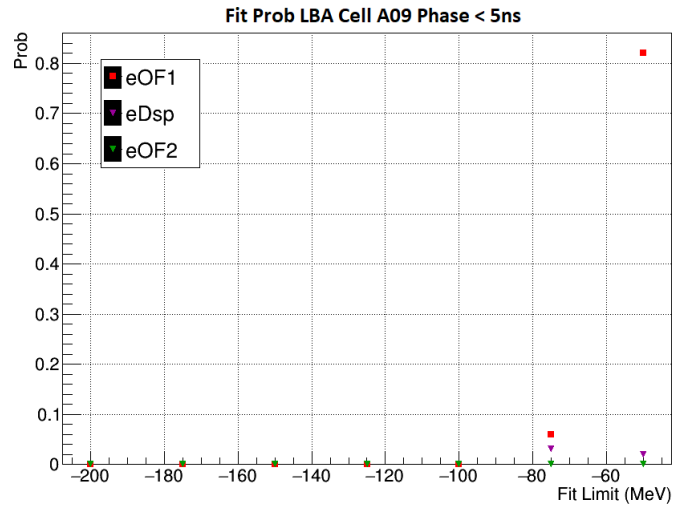


Figura A.6: Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 5 ns da célula A09 da partição LBA.

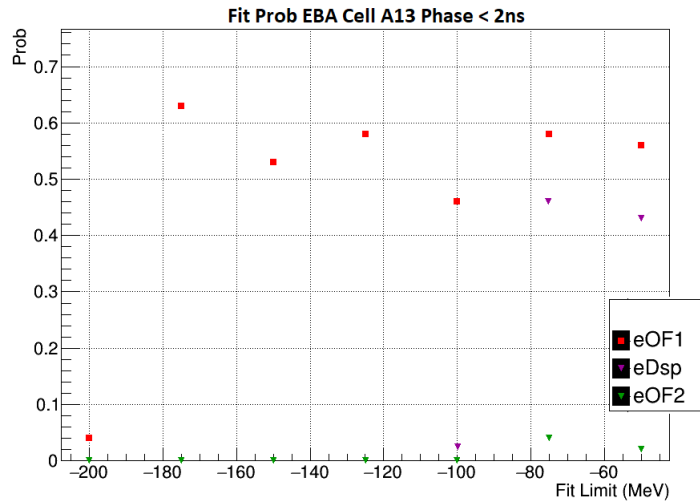


Figura A.7: Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 2 ns da célula A13 da partição EBA.

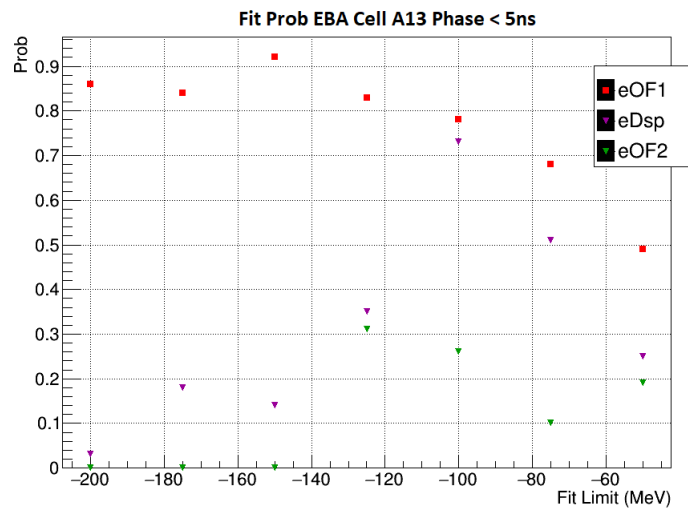


Figura A.8: Probabilidade de significância do fit Gaussiano na cauda negativa da distribuição de energia com fase menor que 5 ns da célula A13 da partição EBA.

Apêndice B

Publicações e Apresentações

A seguir uma lista das publicações e apresentações realizadas durante este trabalho.

B.1 Artigos Publicados em Anais de Congressos

1. Rodrigo A. Pereira, José M. de Seixas, Luciano M. Andrade Filho. Estimação de Energia em um Calorímetro Finamente Segmentado. XXXV Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2014.

Resumo: Em aceleradores de partículas como o LHC (*Large Hadron Collider*), detectores de partículas como o ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*) estão localizados ao redor do ponto onde os feixes de partículas colidem e produzem uma série de partículas, algumas delas raras de se encontrar na natureza. O calorímetro hadrônico do ATLAS (TileCal) é um calorímetro composto por mais de 10.000 canais de leitura que trabalham com uma taxa de eventos de 40 MHz. Durante o processo de leitura e digitalização da energia amostrada das partículas no calorímetro, ruídos indesejados corrompem os sinais nestes canais de leitura. O trabalho propõe um método que tem por objetivo o uso de um estimador para minimizar a variância do ruído dois canais de uma célula para maximizar a relação sinal ruído das células de leitura do calorímetro, usando como vantagem o design de dupla leitura nas células do TileCal, minimizando assim o efeito do ruído na energia amostrada pelas células de leitura do calorímetro.

2. Bernardo S. Peralva, Rodrigo A. Pereira, José M. de Seixas. "Técnicas De Denoising Para a Estimação De Energia Com Um Calorímetro Finamente Segmentado". Congresso Brasileiro de Automática, Setembro de 2018.

Resumo: Aceleradores de partículas como o LHC (Large Hadron Collider) trabalham com altas energias e luminosidade permitindo o estudo de partículas raras e em dimensões ínfimas. O LHC possui experimentos como o ATLAS

(*A Toroidal LHC ApparatuS*) localizados ao redor do ponto onde os feixes de partículas colidem produzindo uma série de partículas. Este trabalho propõe um estimador de mínima variância para reduzir o ruído na estimação da energia de mais de 5.000 células do calorímetro responsável por detectar a energia das partículas que interagem de forma hadrônica no ATLAS, utilizando a abordagem de dupla leitura dessas células.

B.2 Artigos Publicados com a Colaboração do ATLAS

1. M. Aaboud, G. Aad, R. Araujo Pereira, et al. "Observation of Higgs boson production in association with a top quark pair at the LHC with the ATLAS detector." *Physics Letter B*, Junho de 2018.

Abstract The observation of Higgs boson production in association with a top quark pair ($t\bar{t}H$), based on the analysis of proton-proton collision data at a centre-of-mass energy of 13 TeV recorded with the ATLAS detector at the Large Hadron Collider, is presented. Using data corresponding to integrated luminosities of up to $79,8fb^{-1}$, and considering Higgs boson decays into $b\bar{b}$, WW^* , $\tau\tau$, $\mu\mu$, and ZZ , the observed significance is 5,8 standard deviations, compared to an expectation of 4,9 standard deviations. Combined with the $t\bar{t}H$ searches using a dataset corresponding to integrated luminosities of $4,5fb^{-1}$ at 7 TeV and $20,3fb^{-1}$ at 8 TeV, the observed (expected) significance is 6,3 (5,1) standard deviations. Assuming Standard Model branching fractions, the total $t\bar{t}H$ production cross section at 13 TeV is measured to be $670 \pm 90(stat.)_{-100}^{+110}(syst.)fb$, in agreement with the Standard Model prediction.

2. M. Aaboud, G. Aad, R. Araujo Pereira, et al. "Search for pair production of Higgs bosons in the $b\bar{b}b\bar{b}$ final state using proton-proton collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV with the ATLAS detector." *Journal of High Energy Physics*, Janeiro de 2019.

Abstract A search for Higgs boson pair production in the $b\bar{b}b\bar{b}$ final state is carried out with up to $36,1fb^{-1}$ of LHC proton-proton collision data collected at $\sqrt{s} = 13$ TeV with the ATLAS detector in 2015 and 2016. Three benchmark signals are studied: a spin-2 graviton decaying into a Higgs boson pair, a scalar resonance decaying into a Higgs boson pair, and Standard Model non-resonant Higgs boson pair production. Two analyses are carried out, each implementing a particular technique for the event reconstruction that targets Higgs bosons reconstructed as pairs of jets or single boosted jets. The

resonance mass range covered is 260–3000 GeV. The analyses are statistically combined and upper limits on the production cross section of Higgs boson pairs times branching ratio to $b\bar{b}b\bar{b}$ are set in each model. No significant excess is observed; the largest deviation of data over prediction is found at a mass of 280 GeV, corresponding to 2,3 standard deviations globally. The observed 95% confidence level upper limit on the non-resonant production is 13 times the Standard Model prediction.

3. M. Aaboud, G. Aad, R. Araujo Pereira, et al. "Search for electroweak production of supersymmetric states in scenarios with compressed mass spectra at $\sqrt{s} = 13$ TeV with the ATLAS detector." *Physics Review D*, Dezembro de 2017.

Abstract A search for electroweak production of supersymmetric particles in scenarios with compressed mass spectra in final states with two low-momentum leptons and missing transverse momentum is presented. This search uses proton-proton collision data recorded by the ATLAS detector at the Large Hadron Collider in 2015-2016, corresponding to 36,1 fb of integrated luminosity at $\sqrt{s} = 13$ TeV. Events with same-flavor pairs of electrons or muons with opposite electric charge are selected. The data are found to be consistent with the Standard Model prediction. Results are interpreted using simplified models of R-parity-conserving supersymmetry in which there is a small mass difference between the masses of the produced supersymmetric particles and the lightest neutralino. Exclusion limits at 95% confidence level are set on next-to-lightest neutralino masses of up to 145 GeV for Higgsino production and 175 GeV for wino production, and slepton masses of up to 190 GeV for pair production of sleptons. In the compressed mass regime, the exclusion limits extend down to mass splittings of 2.5 GeV for Higgsino production, 2 GeV for wino production, and 1 GeV for slepton production. The results are also interpreted in the context of a radiatively-driven natural supersymmetry model with non-universal Higgs boson masses.

4. M. Aaboud, G. Aad, R. Araujo Pereira, et al. "Search for the Standard Model Higgs boson produced in association with top quarks and decaying into a $b\bar{b}$ pair in pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV with the ATLAS detector." *Physics Review D*, Dezembro de 2017.

Abstract A search for the Standard Model Higgs boson produced in association with a top-quark pair, $t\bar{t}H$, is presented. The analysis uses 36,1 fb of pp collision data at $\sqrt{s} = 13$ TeV, collected with the ATLAS detector at the Large Hadron Collider in 2015 and 2016. The search targets the $H \rightarrow b\bar{b}$ decay mode.

The selected events contain either one or two electrons or muons from the top-quark decays, and are then categorized according to the number of jets and how likely these are to contain b-hadrons. Multivariate techniques are used to discriminate between signal and background events, the latter being dominated by $t\bar{t}$ + jets production. For a Higgs boson mass of 125 GeV, the ratio of the measured $t\bar{t}H$ signal cross-section to the Standard Model expectation is found to be $\mu = 0,84_{-0,61}^{+0,64}$. A value of μ greater than 2,0 is excluded at 95% confidence level while the expected upper limit is $\mu < 1,2$ in the absence of a $t\bar{t}H$ signal.

B.3 Apresentações

1. Rodrigo A. Pereira, "Denoising Tilecal Readout Cells". Workshop ATLAS/Brazil. Outubro 2014.
2. Rodrigo A. Pereira. "Denoising Tilecal Cells". ATLAS-Brazil Workshop. Abril de 2015.
3. Bernardo S. Peralva, Rodrigo A. Pereira, Luciano M. A. Filho, Jos M. de Seixas. "Studies on Energy Reconstruction for cell E4." OFV Meeting Fevereiro 2016.
4. Rodrigo A. Pereira, José M. de Seixas, Bernardo S. Peralva. "Online vs Offline Energy Estimation." TileWeek janeiro 2017.
5. Bernardo S. Peralva, Rodrigo A. Pereira. "Evaluation of the negative tail of the energy distribution from different energy reconstruction methods". TileCal Week Computing Fevereiro de 2017.
6. Bernardo S. Peralva, Rodrigo A. Pereira. "Online and Offline Energy Reconstruction Comparison and Time Estimation". Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing. Setembro 2017.
7. Bernardo S. Peralva, Rodrigo A. Pereira. "Online vs. Offline Energy Estimation Studies". Tilecal Calibration, Data Preparation and Performance in Tile Week. Outubro de 2017.
8. Bernardo S. Peralva, Rodrigo A. Pereira, José M. de Seixas. "Energy Estimation Studies". Tilecal Calibration, Data Preparation and Performance in Tile Week. Fevereiro de 2018.
9. Rodrigo A. Pereira. "Denoising as a Tool for Data Quality". Workshop ATLAS/Brazil. Dezembro de 2018.

10. Rodrigo A. Pereira. "TileCal Denoising Technique". Workshop ATLAS/Brazil. Dezembro de 2018.

Apêndice C

Estudo das Amostras de Ruído dos Dados Reais

C.1 Resultados

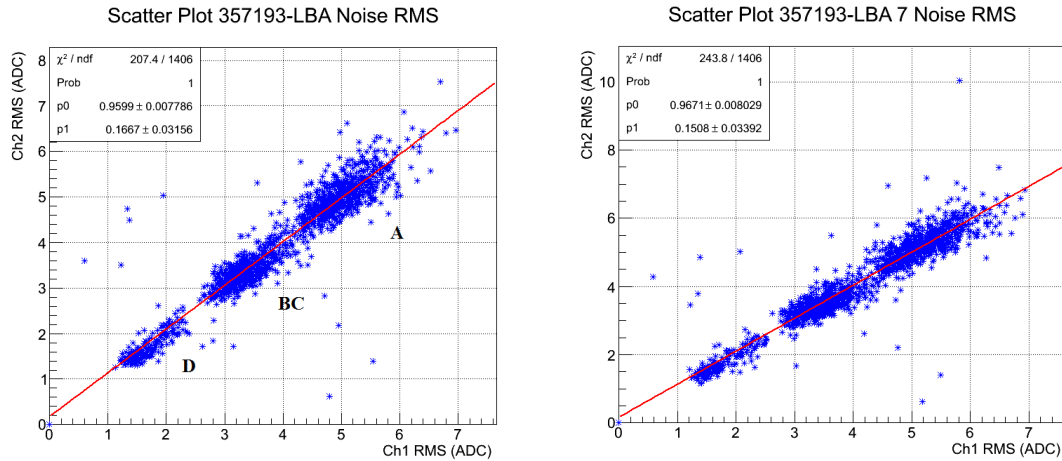
A seguir encontra-se um estudo realizado durante este trabalho e que foi utilizado para definir se, devido ao ruído de empilhamento, a caracterização da variação do ruído poderia ser realizada pela primeira amostra do sinal se perda de informação. Para isto comparamos a variância da primeira amostra e da sétima amostra do sinal de cada canal das células de cada módulo. A primeira e a última amostra, em geral, deve conter apenas as informações de pedestal e do ruído contidos no sinal. Ficou constatado, observando-se as figuras abaixo, que, em geral, a diferença entre variância da primeira e da sétima amostra não é significativa, inclusive na tomada de dados com maior empilhamento (Run 364485) e que, portanto, a caracterização através da primeira amostra poderia ser realizada.

Em muitas das figuras abaixo, principalmente nas partições do barril central (ver Figura C.1), é possível visualizar e distinguir três grupos no gráfico de dispersão da variância dos canais, esses três grupos representam as camadas de células (A, BC e D) do barril. Isto ocorre porque as camadas estão expostas a diferentes níveis de exposição ao empilhamento, a camada A do barril central é a camada mais próxima ao ponto de colisão e que sofre a maior exposição. No caso dos barris estendidos essa exposição ocorre de forma mais uniforme nas camadas do barril.

Em geral espera-se que a variação do ruído dos canais de uma mesma célula sejam muito próximos, de modo que os gráficos da dispersão apresentados abaixo tenham a característica linear. Observamos nas figuras abaixo com a ajuda do fit linear aplicado no gráfico, que a maioria dos gráficos possuem essa característica linear, porém em alguns gráficos observamos que alguns canais possuem uma variância

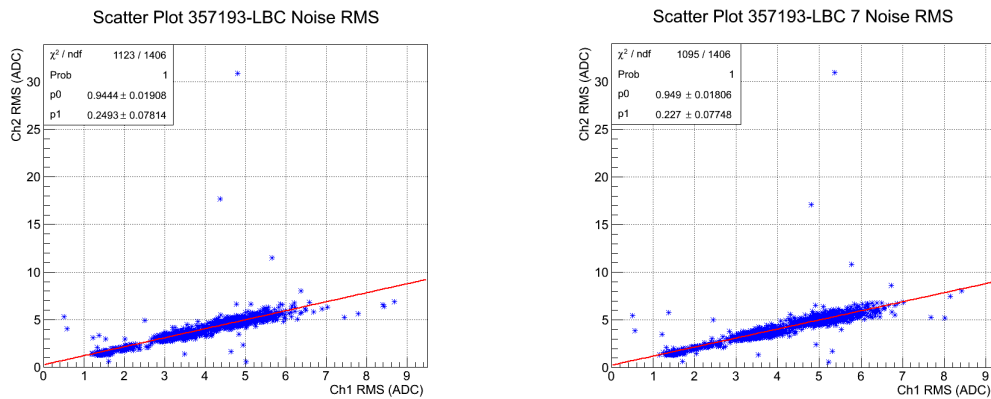
muito maior do que o seu par, pontos muito afastados da reta. São justamente esses casos onde o método de estimação em células apresentado neste trabalho tem maior impacto.

C.1.1 Run 357193



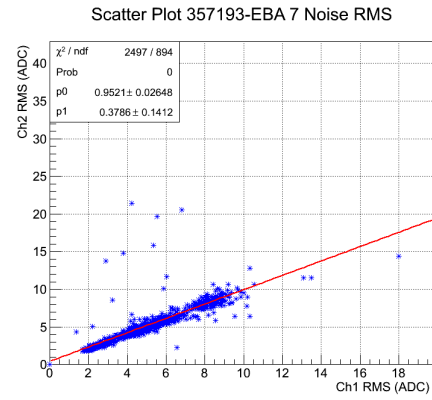
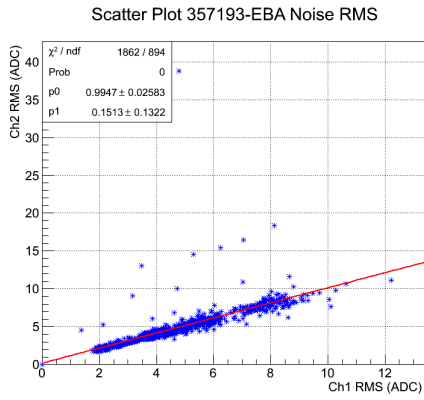
(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição LBA. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição LBA.

Figura C.1: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBA.



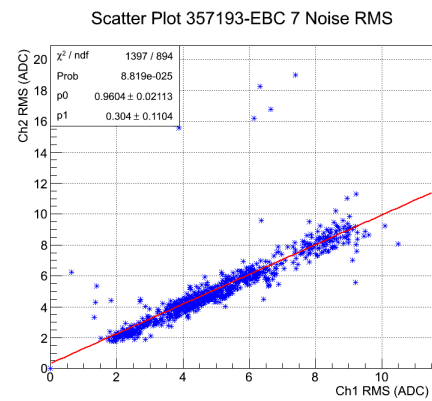
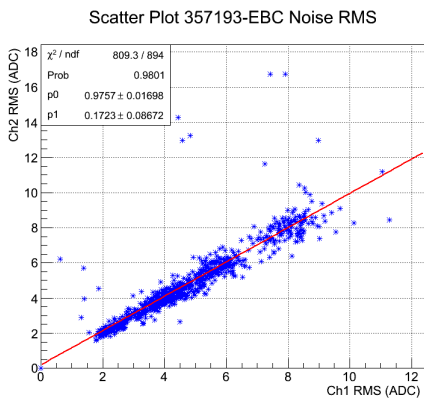
(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição LBC. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição LBC.

Figura C.2: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBC.



(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição EBA. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição EBA.

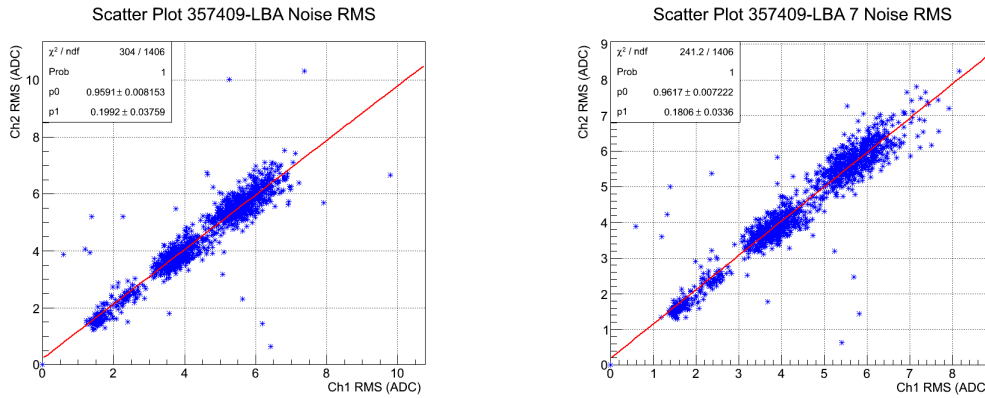
Figura C.3: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBA.



(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição EBC. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição EBC.

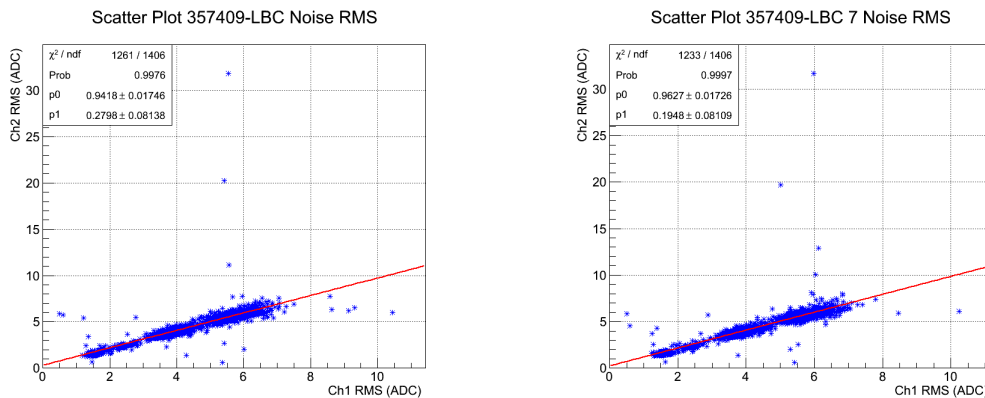
Figura C.4: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBC.

C.1.2 Run 357409



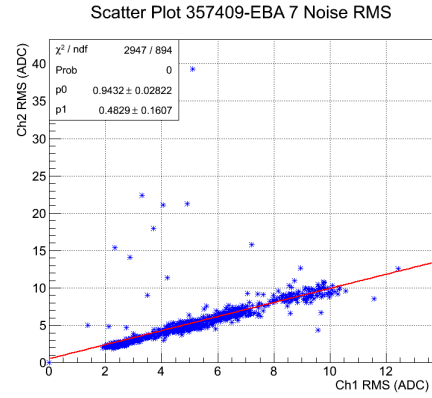
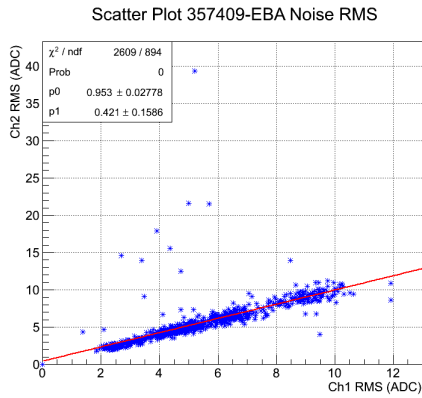
(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição LBA. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição LBA.

Figura C.5: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBA.



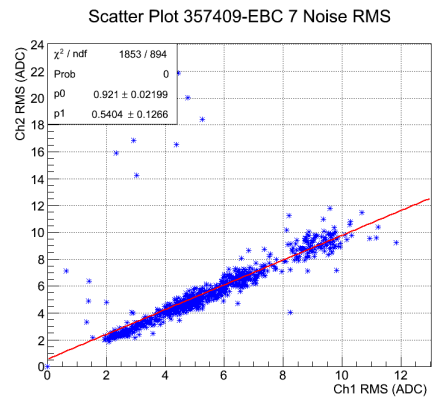
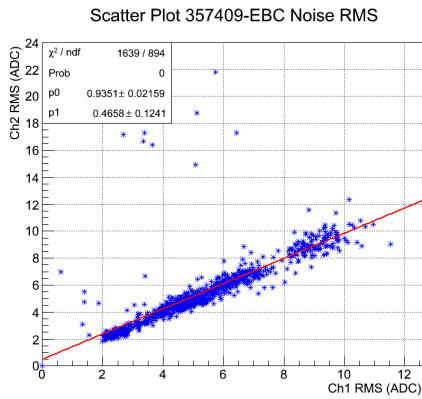
(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição LBC. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição LBC.

Figura C.6: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBC.



(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição EBA. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição EBA.

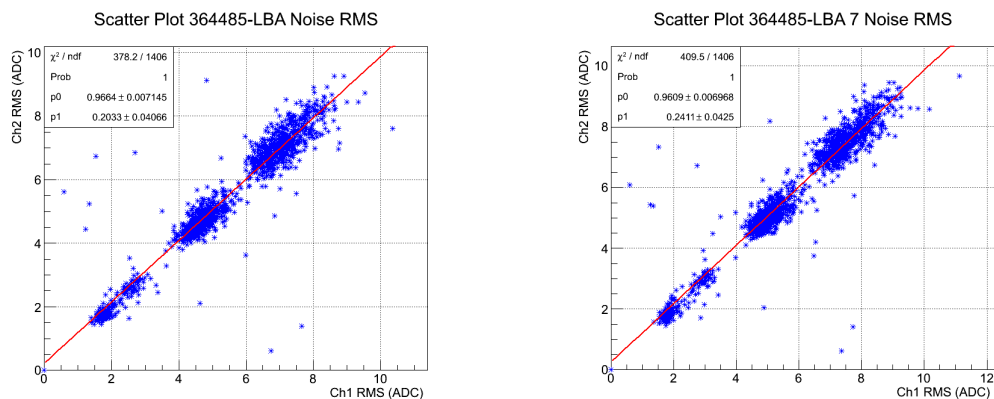
Figura C.7: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBA.



(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição EBC. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição EBC.

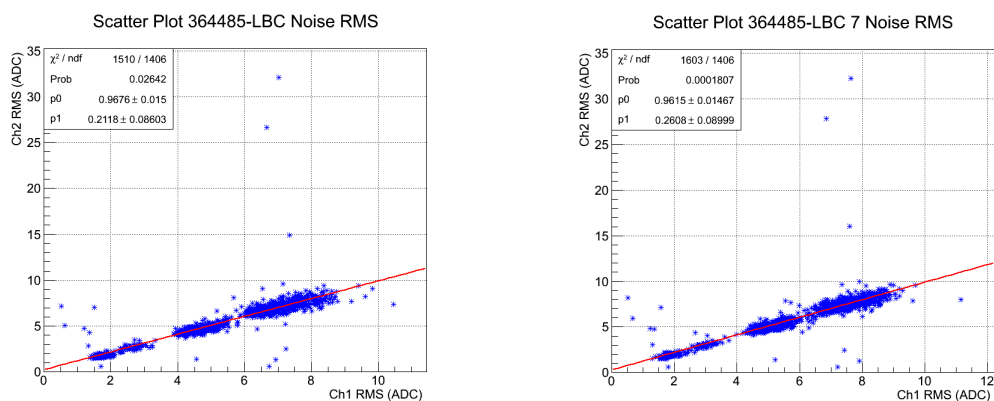
Figura C.8: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBC.

C.1.3 Run 364485



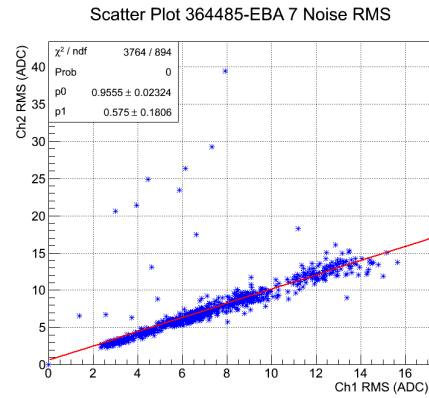
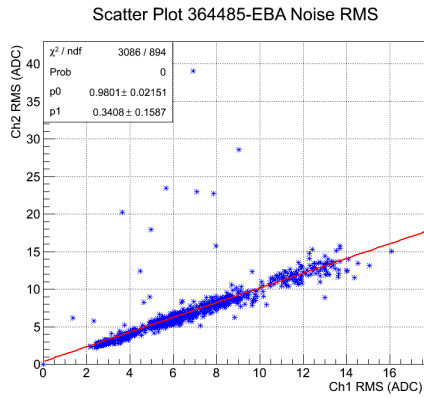
(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição LBA. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição LBA.

Figura C.9: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBA.



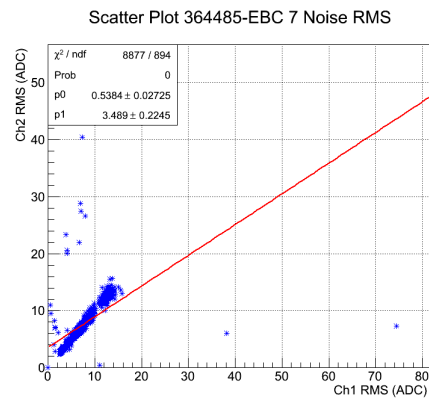
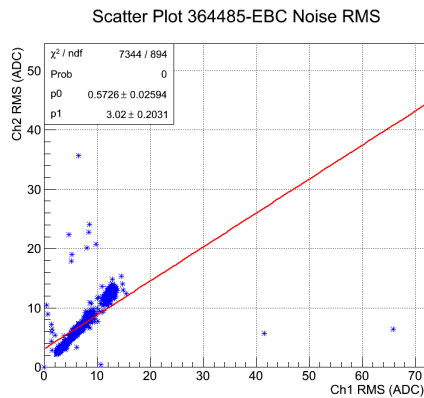
(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição LBC. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição LBC.

Figura C.10: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição LBC.



(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição EBA. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição EBA.

Figura C.11: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBA.



(a) Plot de dispersão da variância da primeira amostra das células da partição EBC. (b) Plot de dispersão da variância da sétima amostra das células da partição EBC.

Figura C.12: Plot de dispersão da variância da primeira e da sétima amostra das células da partição EBC.

Apêndice D

Coordenadas Geométricas do ATLAS

O sistema de coordenadas do ATLAS utiliza o sistema de coordenadas da mão-direita: o eixo x aponta para o centro da circunferência do LHC (ver Figura 3.2), e o eixo z acompanha sua circunferência e o eixo y é ligeiramente inclinado em relação a vertical. O sistema de coordenadas cartesianas do ATLAS é mostrado na Figura D.1. A maioria das análises físicas e reconstruções de trajetórias feita no ATLAS utiliza o sistema de coordenadas cilíndricas, onde o eixo das abscissas representa a coordenada z , o eixo da ordenada representa os raios (ρ) dos cilindros e o ângulo azimutal ϕ completam o sistema de três coordenadas desse sistema, como mostrado na Figura D.2, onde também podemos observar o ângulo polar θ (Ângulo entre o momento da partícula e o eixo do feixe), que fornece através da equação D.1, a pseudo-rapidez¹ (η) da partícula, e o momento da partícula p_t perpendicular ao eixo z .

$$\eta(\theta) = -\log\left(\tan\frac{\theta}{2}\right) \quad (\text{D.1})$$

¹Coordenada espacial comumente usada em experimentos de física de partículas para descrever o ângulo de uma partícula em relação ao eixo do feixe.

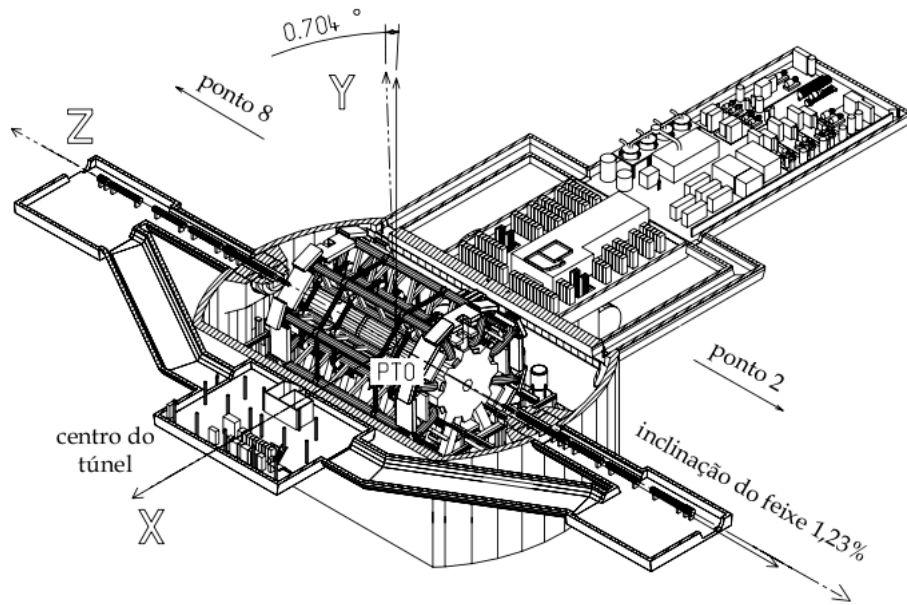


Figura D.1: Sistema de coordenadas cartesianas do ATLAS.Fonte:[28].

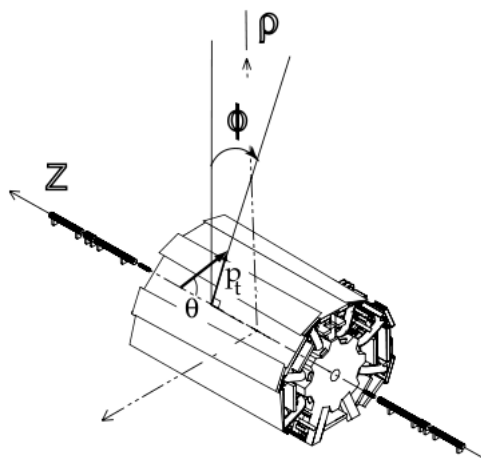


Figura D.2: Sistema de coordenadas cilíndricas do ATLAS.Fonte:[28].