



IDENTIFICAÇÃO ONLINE DE SINAIS BASEADA EM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS E COM FINA SEGMENTAÇÃO

Thiago Ciodaro Xavier

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
Augusto Santiago Cerqueira

Rio de Janeiro
Dezembro de 2012

IDENTIFICAÇÃO ONLINE DE SINAIS BASEADA EM CALORIMETRIA DE
ALTAS ENERGIAS E COM FINA SEGMENTAÇÃO

Thiago Ciodaro Xavier

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. Augusto Santiago Cerqueira, D.Sc.

Prof. Guilherme de Alencar Barreto, D.Sc.

Prof. Ignácio Alfonso de Bediaga e Hickman, Ph.D.

Prof. Luiz Pereira Calôba, Dr.Ing.

Prof. Sérgio Lima Netto, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
DEZEMBRO DE 2012

Ciodaro Xavier, Thiago

Identificação Online de Sinais Baseada em Calorimetria de Altas Energias e com Fina Segmentação/Thiago Ciodaro Xavier. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2012.

XIX, 147 p.: il.; 29,7cm.

Orientadores: José Manoel de Seixas

Augusto Santiago Cerqueira

Tese (doutorado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2012.

Referências Bibliográficas: p. 137 – 144.

1. Filtragem ótima. 2. Física de altas energias. 3. Processamento *online*. 4. Instrumentação eletrônica. I. Seixas, José Manoel de *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

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

IDENTIFICAÇÃO ONLINE DE SINAIS BASEADA EM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS E COM FINA SEGMENTAÇÃO

Thiago Ciodaro Xavier

Dezembro/2012

Orientadores: José Manoel de Seixas
Augusto Santiago Cerqueira

Programa: Engenharia Elétrica

O experimento ATLAS opera sobre o grande colisionador de hádrons, LHC, localizado no CERN, Suíça. No LHC, pacotes de prótons são acelerados em sentidos opostos, colidindo uns contra os outros em pontos específicos a cada 25 nanossegundos, e alcançando uma energia de até 14 TeV no centro de massa. Através dessas colisões é possível estudar o comportamento da matéria e outras questões físicas de uma forma jamais vista pela ciência. Um sistema de filtragem *online* foi concebido para separar entre a física ordinária e os eventos que possam representar decaimentos dos raros canais de interesse produzidos pelo LHC. O primeiro nível desse sistema de filtragem utiliza informação compactada de calorimetria (medição energética) e de câmaras de múon para uma seleção rápida de eventos. Já os níveis superiores utilizam informação do detetor com resolução plena, capazes, assim, de atingir elevada performance na identificação de partículas. As câmaras de múon, porém, podem ser significativamente afetadas pela radiação existente na caverna onde o ATLAS se situa, deteriorando o desempenho do primeiro nível de filtragem. Por sua vez, a identificação de partículas nos níveis superiores de filtragem sofre de uma elevada quantidade de ruído de fundo (partículas desinteressantes), desafiando a capacidade dos algoritmos de identificação de partículas. Todos esses efeitos deterioram a banda passante do sistema de aquisição, evitando que possíveis eventos com a física de interesse sejam identificados. Esta tese explora a calorimetria do detetor, em conjunto com técnicas de reconhecimento de padrões e de processamento de sinais, objetivando melhorar a qualidade da banda passante do sistema de aquisição de dados do ATLAS.

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

ONLINE SIGNAL IDENTIFICATION BASED ON HIGHLY SEGMENTED HIGH-ENERGY CALORIMETRY

Thiago Ciodaro Xavier

December/2012

Advisors: José Manoel de Seixas
Augusto Santiago Cerqueira

Department: Electrical Engineering

The ATLAS experiment operates in the environment of the large hadron collider, the LHC, located at CERN, Switzerland. LHC accelerates bunches of protons in opposite directions and collide them in specific collision points every 25 nanoseconds, reaching up to 14 TeV of energy at the center of mass. Through these collisions, it is possible to probe deep into matter and explore interesting physical process in a way which was never seen by science. As much of the produced information is related to uninteresting physics, it was implemented an online trigger system to select possible events from the interesting physical channels produced by LHC. In particular, the first level trigger uses compact information from both calorimeters and muon chambers for a fast event selection. The other high-level triggers access the full detector resolution, yielding high performance algorithms for particle identification. The muon chambers, though, can be significantly degraded by the strong radiative environment at the cavern where ATLAS rests. On the other hand, the high-level triggers are submitted to an enormous particle background, which challenges the particle identification. In both cases, calorimetry information plays a central role. This thesis combines calorimetry information, signal processing and pattern recognition techniques, in order to improve the data acquisition bandwidth, allowing more interesting events to be recorded by the ATLAS online trigger system.

Sumário

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	xv
Lista de Símbolos	xvi
Lista de Abreviaturas	xvii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivo	5
1.3 Organização	7
2 Física de Altas Energias	8
2.1 Física de altas energias	8
2.1.1 Modelo padrão	9
2.1.2 Aceleradores de partículas	11
2.1.3 Detetores de partículas	11
2.2 Conselho europeu para pesquisa nuclear	12
2.3 O grande colisionador de hádrons	12
2.4 O ATLAS	13
2.4.1 Sistema de coordenadas do ATLAS	15
2.4.2 Calorímetros	16
2.4.3 Espectrômetro de múons	18
2.5 Sistema de filtragem <i>online</i> do ATLAS	19
3 Sistema de Calorimetria	21
3.1 Calorimetria	21
3.2 Seção eletromagnética	22
3.2.1 Eletrônica de aquisição	23
3.2.2 Interface de <i>trigger</i>	25
3.3 Seção hadrônica	25

3.4	O calorímetro de telhas - TileCal	26
3.4.1	Eletrônica de aquisição	27
3.4.2	Interface de <i>trigger</i>	30
4	Sistema de múons	32
4.1	<i>Resistive Plate Chambers</i>	32
4.1.1	Geometria de <i>trigger</i>	33
4.1.2	Eletrônica de aquisição	35
4.2	<i>Monitored Drift Tubes</i>	36
4.2.1	Eletrônica de aquisição	37
5	Seleção <i>online</i> de eventos	41
5.1	O sistema de filtragem do ATLAS	41
5.1.1	Primeiro nível de filtragem	41
5.1.2	Níveis superiores de filtragem	43
5.1.3	Sistema emulador do <i>trigger</i>	44
5.2	Radiação de fundo da caverna	46
5.3	Arquitetura do <i>High-Level Trigger</i>	46
5.4	Identificação de elétrons	48
5.4.1	L1Calo	48
5.4.2	HLT	49
5.5	Identificação de múons	53
5.5.1	L1Múon	53
5.5.2	HLT Múon	54
6	Calorimetria na identificação de múons no L1	59
6.1	Receptor de sinais	59
6.1.1	Módulo de recepção	61
6.1.2	Módulo de entrada	62
6.1.3	Teste com feixes de múon	63
6.2	Simulações no PSpice	64
6.3	Discriminação linear ótima	77
6.3.1	Versão simplificada	80
6.3.2	Versão Gaussiana	81
6.3.3	Branqueamento	82
6.3.4	Implementação no receptor de múons	82
6.4	Sistema combinado de <i>trigger</i>	89
6.4.1	Casamento em geometria	89
6.4.2	Extrapolação de trajetória	91
6.4.3	Ineficiências por casamento de geometria	92

6.4.4	Desempenho do sistema combinado	92
7	Calorimetria na identificação de elétrons no L2	98
7.1	Operação do experimento	98
7.1.1	<i>Offline</i>	99
7.2	Base de dados	101
7.2.1	Simulações de Monte Carlo	101
7.2.2	Dados Reais de Colisões	102
7.3	Discriminadores neurais	104
7.3.1	Seleção de sinais	104
7.3.2	Estratégia de <i>trigger</i>	105
7.3.3	Metodologia de treinamento	106
7.3.4	Compactação por Relevância	108
7.4	Desempenho dos discriminadores neurais	109
7.4.1	Dados simulados	109
7.4.2	Dados reais	118
8	Conclusões	130
8.1	Sistema auxiliar para múons no L1	130
8.1.1	Trabalhos futuros	132
8.2	Sistema principal na identificação de elétrons no L2	133
8.2.1	Trabalhos futuros	135
	Referências Bibliográficas	137
A	Lista de publicações	145
A.1	Artigos Publicados em Revista	145
A.2	Artigos Publicados em Anais de Congressos	146

Lista de Figuras

2.1	Experiência de Rutherford.	9
2.2	Ilustração do LHC e seus detetores de partícula (extraído de [1]). . .	13
2.3	O detetor ATLAS (extraído de [1]).	14
2.4	Ilustração do campo magnético do ATLAS.	15
2.5	Sistema de coordenadas do ATLAS (extraído de [1]).	16
2.6	Calorímetros do ATLAS (extraído de [1]).	17
2.7	Distribuição dos subdetetores do ATLAS e interação de algumas partículas com o detetor.	20
3.1	Geometria das células da seção eletromagnética dos calorímetros do ATLAS [2].	22
3.2	Esquema da eletrônica de aquisição do LAr (extraído de [2]).	24
3.3	Estrutura de absorção e amostragem do TileCal (extraído de [3]). . .	26
3.4	Geometria de células do TileCal.	27
3.5	Esquema da eletrônica de aquisição do TileCal.	28
3.6	Esquemático do circuito <i>3in1</i> do TileCal.	29
4.1	Esquema com os planos do RPC, extraído de [1].	33
4.2	Esquema com os setores de <i>trigger</i> do MS, extraído de [1].	34
4.3	Mapa de ROI do RPC, extraído de [1].	35
4.4	Diagrama em blocos do sistema de aquisição de dados do RPC, ex- traído de [4].	36
4.5	Esquemático de uma câmara de MDT [5].	37
4.6	Esquemático do sistema de aquisição dos sinais de uma câmara de MDT [5].	38
4.7	Processo de formação do sinal elétrico observado na eletrônica de aquisição de um tubo do MTP (extraído de [5]).	39
4.8	Utilizando a informação de outros tubos, é possível reconstruir a possível trajetória do múon pelo MDT com elevada precisão.	40
5.1	Esquema do sistema de filtragem (<i>trigger</i>) do ATLAS, adaptado de [6].	42

5.2	Detalhes da arquitetura do HLT e da movimentação de dados do detector às mídias permanentes, adaptado de [44].	44
5.3	Geração de dados do ATLAS para análise via <i>Athena</i>	45
5.4	Ilustração da arquitetura do sistema de filtragem do ATLAS.	48
5.5	Algoritmo de seleção de partículas eletromagnéticas no L1, adaptado de [1].	49
5.6	Ilustração de diferentes configurações de anéis para diversas camadas dos calorímetros do ATLAS.	52
5.7	Seleção de momento transverso através dos <i>hits</i> nos planos do RPC, adaptado de [1].	54
5.8	Regiões não cobertas pelo RPC, extraído de [7].	54
5.9	Quantidade de informação fornecida pelo detector por seção transversa de múons produzidos por diferentes processos físicos, em função do seu momento transverso, extraído de [4].	56
6.1	Esquema ilustrativo do sistema receptor proposto.	60
6.2	Diagrama em blocos do módulo de recepção do sistema receptor proposto dos sinais de múon do TileCal.	61
6.3	Diagrama em blocos do circuito de recepção do módulo de entrada, para células cujos sinais de múon são somados.	62
6.4	Células D utilizadas no projeto dos discriminadores de sinais.	63
6.5	Resposta em frequência do circuito de soma do módulo de entrada.	65
6.6	Espectro de ruído para o sinal de soma do circuito do módulo de entrada.	65
6.7	Simulação do pulso típico de múons no circuito de soma do módulo de entrada.	66
6.8	Ajuste do pulso típico para um sinal de alta energia (a) e para um sinal de baixa energia (b), ambos adquiridos da célula D1, leitura esquerda.	67
6.9	Ajuste do pulso típico para um sinal de alta energia (a) e para um sinal de baixa energia (b), ambos adquiridos da célula D2, leitura esquerda.	68
6.10	Amplitude estimada quando sinais de ruído são considerados, para D1L (a), D1R (b) e D1Sum (c), com os respectivos modelos Gaussianos.	69
6.11	Amplitude estimada quando sinais de ruído são considerados, para D2L (a), D2R (b) e D2Sum (c), com os respectivos modelos Gaussianos.	70

6.12	Calibração em energia para as amplitudes estimadas por ajuste do pulso típico, para sinais de múon em D1L (a), D1R (b) e D1Sum (c) e com o respectivo modelo linear.	71
6.13	Distribuição energética estimada para sinais de múons da célula D1, junto com a função $L*G$ que melhor se ajusta à distribuição.	73
6.14	Distribuição energética estimada para sinais de múons da célula D2, junto com a função $L*G$ que melhor se ajusta à distribuição.	74
6.15	Linearidade do circuito somador para sinais de múon de diferentes células.	76
6.16	SNR, MOP e desvio padrão para as distribuições energéticas antes e depois do circuito somador do módulo de entrada, para as células D1 e D2.	78
6.17	SNR, MOP e desvio padrão para as distribuições energéticas dos sinais vistos pelo ROD do TileCal, para as células D1 e D2.	79
6.18	Matrizes de auto-correlação para os sinais observados nas células D1 (a) e D2 (b), antes e depois da aplicação do filtro branqueador.	83
6.19	Sinais médios após o filtro branqueador, utilizados na versão simples do filtro casado.	83
6.20	Matrizes de auto-correlação para os sinais observados na célula D1, conjunto de treino (a), e conjunto de teste (b), antes e depois da projeção nos componentes principais extraídos do conjunto de treino.	84
6.21	Curva de energia acumulada conforme utiliza-se um número maior de componentes principais, para as células D1 (a) e D2 (b).	85
6.22	Resposta dos filtros casados, versão simples, para os sinais do conjunto de teste das células D1 (a) e D2 (b).	85
6.23	Resposta dos filtros casados, versão Gaussiana, para os sinais do conjunto de teste da célula D1 (a) e D2 (b).	86
6.24	Relação entre a resposta dos filtros casados e a energia reconstruída <i>offline</i> para este sinal, versão simples (a) e versão Gaussiana (b)	86
6.25	Comparação das curvas ROC dos discriminadores baseados em filtragem casada e um discriminador por patamar aplicado às amostras digitais do sinal de soma (a), e detalhe do desempenho dos filtros casados versão Gaussiana e versão simples (b).	88
6.26	Região do detetor utilizada na aquisição de sinais de múons em colisões reais no LHC.	90
6.27	Ineficiência no casamento de geometria proposto, para múons de diferentes momentos transversos.	93

6.28	Distribuição da energia reconstruída de células da <i>região A</i> , cujos sinais adquiridos foram selecionados como múon (a) e ruído (b) pela seleção <i>offline</i>	94
6.29	Distribuição da saída do filtro casado, versão simples, para sinais de múons e de ruído (a). Probabilidade de se confirmar um múon identificado pelo RPC e de aceitar um evento sem a presença de múons no barril longo do TileCal, em função do patamar aplicado (em energia) à saída do discriminador baseado em filtragem casada, versão simples (b).	95
6.30	Curvas de eficiência em relação ao <i>offline</i> por patamar de classificação do L1 para múons, considerando o sistema combinado (a) e somente o RPC (b).	96
6.31	Eficiência individual do RPC por patamar de p_T , em relação ao <i>offline</i> , sem o acúmulo de patamares superiores.	96
7.1	Distribuição de energia de todas as regiões de interesse das simulações de Monte Carlo, considerando a assinatura $e10$ (a) e $e22$ (b).	102
7.2	Distribuição de energia das ROI presentes em cada rodada.	103
7.3	Distribuição da diferença entre os objetos <i>offline</i> e as ROI eletromagnéticas dos dados simulados, em η (a) e φ (b).	105
7.4	Ilustrativo do funcionamento da validação cruzada utilizada.	107
7.5	Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados de simulação, assinatura $e10$, seleção via <i>truth</i> (a) e o desempenho das redes neurais de diferentes arquiteturas, treinadas a partir destes dados (b).	110
7.6	Evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos, para os dados simulados da assinatura $e10$ selecionados via <i>truth</i> (a) e a resposta desta rede neural às ROI do conjunto de teste (b).	110
7.7	Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados de simulação, assinatura $e10$ selecionados via <i>offline</i> (a) e a evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos para esses dados (b).	111
7.8	Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados de simulação, assinatura $e10$ selecionados via <i>offline</i> (a) e a evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos para esses dados (b).	112
7.9	Curvas ROC dos discriminadores desenvolvidos segundo as duas seleções de sinais utilizadas, para ambas as assinaturas estudadas. . .	112

7.10	Desempenho dos discriminadores baseados em dados simulados utilizando o método <i>tag-and-probe</i> , para a assinatura <i>e10</i> e <i>e22</i>	113
7.11	Estudo da relevância individual de cada anel, para os dados de simulações de Monte Carlo, seleção via <i>offline</i> , da assinatura <i>e10</i> (a) e da assinatura <i>e22</i> (b).	114
7.12	Estudo da relevância individual de cada camada de deposição de energia dos calorímetros, para os dados de simulações de Monte Carlo, seleção via <i>offline</i> , da assinatura <i>e10</i> (a) e da assinatura <i>e22</i> (b). . .	115
7.13	Anéis da simulação de Monte Carlo ordenados por sua relevância, para a assinatura <i>e10</i> (a) e <i>e22</i> (b).	116
7.14	Curvas ROC dos discriminadores baseados nos anéis selecionados pelo estudo de relevância, considerando a simulação de Monte Carlo para a assinatura <i>e10</i> (a) e <i>e22</i> (b).	117
7.15	Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados reais de colisão, sem restrição no processo físico de origem de elétrons (a), e restringindo aos eventos com candidatos ao bóson Z (b).	118
7.16	Evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos para dados reais, abordagem sem restrição ao processo físico de interesse (a), e considerando somente eventos com possíveis decaimentos do bóson Z (b).	119
7.17	Curva ROC (a) para os discriminadores projetados operando sobre os dados da abordagem <i>zee</i> , e a saída da rede neural do classificador considerado mais apropriado para a operação nesse cenário (b). . . .	120
7.18	Curva ROC (a) para os discriminadores projetados operando sobre os dados da abordagem <i>egamma</i> , e a saída da rede neural do classificador considerado mais apropriado para a operação nesse cenário (b). . . .	121
7.19	Desempenho dos discriminadores baseados em dados reais para a abordagem <i>zee</i> segundo o método <i>tag-and-probe</i> , em função da energia transversa do objeto <i>offline</i> associado (a), e da energia numa faixa de operação menor (b).	121
7.20	Desempenho dos discriminadores baseados em dados reais para a abordagem <i>egamma</i> segundo o método <i>tag-and-probe</i> , em função da energia transversa do objeto <i>offline</i> associado (a), e da energia numa faixa de operação menor (b).	122
7.21	Saída da rede do discriminador da abordagem <i>egamma</i> , em função da classificação do <i>offline</i> , para os dados dessa abordagem.	123
7.22	Estudo de relevância de cada anel utilizando o discriminador específico para a abordagem <i>egamma</i> (a) e abordagem <i>zee</i> (b).	124

7.23	Estudo de relevância por camada de calorimetria utilizando o discriminador específico para a abordagem <i>egamma</i> (a) e abordagem <i>zee</i> (b).	125
7.24	Relevância ordenada do estudo por anel, utilizando o discriminador específico para a abordagem <i>egamma</i> (a) e abordagem <i>zee</i> (b).	126
7.25	Desempenho dos discriminadores projetados após o estudo de relevância, para a abordagem <i>egamma</i> (a), e para a abordagem <i>zee</i> (b)	127
7.26	Desempenho dos discriminadores cooperativos, projetados utilizando outras informações disponíveis no L2, para a abordagem <i>egamma</i> (a), e para a abordagem <i>zee</i> (b)	128
7.27	Resultado da utilização da análise de componentes principais e independentes como etapa de pré-processamento para o discriminador neural, extraído dos dados reais, abordagem <i>egamma</i>	129

Lista de Tabelas

2.1	Partículas do modelo padrão ($1 \text{ GeV}/c^2 = 1,783 \times 10^{-27} \text{ kg}$)	10
3.1	Granularidade do calorímetro eletromagnético do ATLAS	25
5.1	Taxa de eventos esperada para o menu físico de interesse do L1.	43
5.2	Número de anéis extraídos em cada camada.	51
6.1	Resolução em energia do módulo de entrada.	72
6.2	Máxima não linearidade para sinais de múon em diferentes células.	75
6.3	Valores de SNR, MOP e desvio padrão das distribuições energéticas vistos em DL, DR e DSum de diferentes células.	77
6.4	Produto SP para os discriminadores desenvolvidos para o receptor proposto para os sinais de múon do TileCal	89
7.1	Dados reais utilizados para a identificação de elétrons no L2	103
7.2	Quantidade de ROI selecionadas como elétron e jato para os dados utilizados	106
7.3	Eficiência de detecção, considerando o método <i>tag-and-probe</i> , e o falso alarme associado (considerando a seleção via <i>offline</i>), para os discriminadores baseados nos dados simulados. A incerteza estatística associada é pequena e pode ser omitida.	114
7.4	Quantidade de anéis selecionados por cada método de compactação por relevância, para os dados de simulações de Monte Carlo	117
7.5	Desempenho dos discriminadores para operação em dados reais, em %, e com as respectivas incertezas estatísticas	124
7.6	Quantidade de anéis selecionados por cada método de compactação por relevância, para os dados reais de colisões	126

Lista de Símbolos

E_T	Energia transversa, p. 42
E_{HAD}	Variável do T2Calo para medir o vazamento de energia para a seção HAD do calorímetro, p. 50
E_{TEM}	Variável do T2Calo para medir a energia total EM, p. 50
E_{ratio}	Variável do T2Calo para medir o isolamento de partículas, p. 50
R_{core}	Variável do T2Calo para medir a dispersão do feixe no calorímetro, p. 50
η	pseudo-rapidêz, p. 16
ρ	distância entre um ponto no detetor até o centro de colisão, p. 15
θ	ângulo de incidência da partícula após a colisão, p. 16
φ	ângulo azimutal ao redor do feixe de colisão, p. 15
p_T	Momento transverso, p. 32

Lista de Abreviaturas

ALICE	A Large Ion Collider Experiment, p. 13
ATLAS	A Toroidal LHC ApparatuS, p. 2
BCID	Identificação de bunch-crossing, p. 62
CERN	Centro Europeu de Pesquisa Nuclear, p. 2
CMS	Compact Muon Solenoid, p. 13
CSC	Cathode Strip Chamber, p. 19
CTP	Central Trigger Processor, p. 35
DAC	Digital to analog converter, p. 28
DL	Sinal da leitura esquerda da célula D do TileCal, p. 65
DR	Sinal da leitura direita da célula D do TileCal, p. 65
DSum	Sinal de soma das leituras de uma mesma célula D do TileCal, p. 65
E10	Assinatura para elétrons com E_T maior que 10GeV , p. 101
E22	Assinatura para elétrons com E_T maior que 22GeV , p. 101
EBA	Extensão do barril longo do TileCal, lado A, p. 26
EBC	Extensão do barril longo do TileCal, lado C, p. 26
EF	Event filter, p. 43
EM1, E1	Primeira camada de EM, p. 23
EM2, E2	Segunda camada de EM, p. 23
EM3, E3	Terceira camada de EM, p. 23
EM	eletromagnético, p. 3

Egamma	Abordagem em dados reais para elétrons aprovados pelo L1, p. 105
FA	Taxa de falso alarme, p. 87
FPGA	Field-Programmable Gate Array, p. 41
FeX	Extração de características, p. 47
HAD	hadrônico, p. 3
HLT	High-Level Trigger, p. 3
Hypo	Teste de hipóteses, p. 47
ID	Inner Detector, p. 14
L1Calo	Primeiro nível de filtragem para calorimetria, p. 48
L1Múon	Primeiro nível de filtragem de múons, p. 31
L1	Primeiro nível de filtragem, p. 27
L2	Segundo nível de filtragem, p. 42
LAr, LArg	Liquid Argon, p. 17
LBA	Barril longo do TileCal, lado A, p. 26
LBC	Barril longo do TileCal, lado C, p. 26
LHC	Large Hadron Collider, p. 2
LHCb	Large Hadron Collider Beauty Experiment, p. 13
LTP	Local trigger processor, p. 60
LVDS	Low-Level Differential Signaling, p. 60
MC	Simulação de Monte Carlo, p. 116
MDT	Monitored Drift Tubes, p. 19
MOP	Valor mais provável de uma distribuição, p. 72
MS	Muon Spectrometer, p. 18
PCA	Análise de componentes principais, p. 83
PD	Probabilidade de detecção, p. 87

PMT	Photo Multiplier Tube, p. 27
ROB	Readout Buffers, p. 30
ROC	Característica de operação do receptor, p. 86
ROD	Readout Driver, p. 24
ROI	Região de Interesse, p. 34
ROS	Readout system, p. 43
RPC	Resistive Plate Chambers, p. 19
SCT	Silicon Microstrip Technologies, p. 14
SL	Sector Logic, p. 35
SNR	Razão sinal-ruído, p. 62
SP	Índice SP utilizado como métrica de desempenho, p. 105
TGC	Thin-Gap Chambers, p. 19
TRT	Transition Radiation Tracker, p. 14
TTC	Timing, Trigger and Control, p. 28
TileCal	Tile Calorimeter, p. 18
USA15	Caverna auxiliar para controle e aquisição de dados do detetor ATLAS, p. 13
UX15	Caverna principal onde se situa o detetor ATLAS, p. 13
VME	Tipo de barramento para comunicação de dados em alta velocidade, p. 60
Zee	Abordagem em dados reais considerando o decaimento do bóson Z, p. 105

Capítulo 1

Introdução

As áreas de processamento de sinais e inteligência computacional contribuem significativamente para o desenvolvimento de tecnologia e ciência. Por serem portáteis para diversas especialidades do conhecimento científico, essas áreas são fundamentais e de extrema importância. Além disso, diversas técnicas podem ser aplicadas em conjunto, agregando tecnologia e conhecimento, e atingindo níveis de desempenho nunca antes explorados. Particularmente, a detecção de sinais em ambientes com baixa razão sinal-ruído pode lucrar com a combinação de diferentes tecnologias, assim como o reconhecimento de padrões em ambientes de alta taxa de eventos.

Atualmente, diversas aplicações operam com uma enorme quantidade de dados. Inevitavelmente, essas aplicações desenvolvem sistemas inteligentes para a aquisição, o processamento, a filtragem, a apresentação e o armazenamento dessas informações. A utilização de tecnologias na área de *big data*, computação em nuvem, mineração de dados e de textos, sistemas de apoio à decisão, fusão de dados, dentre outras, aumenta o conhecimento sobre os diversos problemas encontrados, transparece soluções e faz com que os interesses sejam alcançados. Redes sociais, controle em tempo real de plantas industriais, operação de plataformas marinhas, bancos de clientes, monitoramento de condições, negócios em bolsa de valores, experimentos de física de altas energias, são só algumas das diversas áreas cujas análises são beneficiadas por tecnologias de inteligência computacional.

Além do tratamento de uma enorme quantidade de dados, a informação de interesse, normalmente, é rara. São desses raros acontecimentos que metas são cumpridas e objetivos são alcançados. Esse acontecimento devem ser identificados. E em um curto tempo de processamento. Seja na forma de intervenções em tempo real ou *online* em sistemas e equipamentos, de motores de busca em sítios da *web*, as aplicações atuais operam cada vez mais sobre uma grande massa de dados, num curto tempo de processamento e em busca de algo cada vez mais específico.

Agravando ainda mais, a aplicação pode ser empregada em um problema que, além de raro, é de difícil detecção. Enquanto sistema deve ser altamente sensível ao

objeto de interesse, sua insensibilidade ao ordinário deve ser máxima. A necessidade de desempenho desses sistemas é cada vez mais forçada ao limite. O desenvolvimento de soluções nesses ambientes hostis com baixa razão sinal-ruído é uma realidade encontrada em diversas as aplicações em operação ao redor do globo.

Algumas das condições descritas podem ser atacadas de forma simples, embora aumentem a pressão sobre as condições de operação de outros sistemas. A raridade do objeto de estudo pode ser contornada pelo aumento de observações que, conseqüentemente, acarreta um aumento na quantidade de dados a ser processada. Para a dificuldade na observação por causa duma baixa razão sinal-ruído, utiliza-se informação de diversas fontes diferentes e distintas, de forma a melhor caracterizar o objeto de interesse. Ainda, podem-se utilizar modelos teóricos, previamente projetados, para a análise e extração de informação dos dados observados (ou ainda, modelos híbridos). Aliando ambos, modelos segmentados de diversas fontes de dados diferentes podem ser processados em paralelo, com implementação em nuvem, e posteriormente combinados e consumidos em análises.

Por fim, diversas técnicas vêm recebendo incentivos e notoriedade pelos seus resultados promissores nas áreas de inteligência computacional, teoria da informação e processamento de sinais. Desde análise de componente principais e a sua generalização em análise de componentes independentes, até algoritmos para a fatoração de matrizes não-negativas, com aplicações diversas em *big data* e dados esparsos, passando por redes neurais artificiais, modelos escondidos de Markov, otimização estocástica, filtragem ótima, processamento adaptativo, entre outros. Apesar de inúmeras, cada uma com suas vantagens e limitações, todas se justificam em face da diversidade de problemas enfrentados hoje pela ciência.

1.1 Motivação

A área de física de altas energias, ou física de partículas, é um ambiente onde boa parte das considerações feitas na seção anterior se encontram. A física hoje desafia as fronteiras da ciência, exigindo instrumentos e experimentos cada vez mais complexos em operações inerentemente hostis. Diversos centros de pesquisa do mundo, como o CERN (Centro Europeu de Pesquisa Nuclear), na Suíça, construíram enormes experimentos para explorar profundamente as características da matéria, revelando, assim, processos físicos cada vez mais raros.

O experimento LHC (do inglês *Large Hadron Collider*), no CERN, propicia a observação desses raros fenômenos físicos. No acelerador, pacotes de prótons se chocam frontalmente a uma elevada taxa de colisão. Ao redor dos pontos onde esses pacotes colidem, detetores de partículas são utilizados para adquirir toda a informação necessária para a observação da física de interesse. Dentre esses dete-

tores, encontra-se o ATLAS, o maior dos detetores de partículas, construído para a observação de diversos processos físicos diferentes.

O desafio atual do LHC e do ATLAS é a observação de fenômenos de raríssima observação e de difícil detecção, possíveis somente pela colisão de partículas com elevada energia, de até 14 TeV (hoje em 8 TeV). A observação desses processos físicos de interesse somente é possível através de uma enorme quantidade de colisões. Já a detecção necessita da informação de diversas fontes distintas e de altíssima resolução, compreendendo milhões de canais de leitura, implementados no ATLAS por diversos subdetetores. O experimento impossibilita, com a tecnologia atual, o armazenamento total de dados sem a perda de eventos possivelmente interessantes. Assim, além da quantidade elevada de dados (um fluxo total de 60 TB/s), um sistema *online* de filtragem de eventos é utilizado, de forma a reduzir a massa de dados armazenada para análise.

Toda a informação do ATLAS é processada de forma segmentada, através de processamento distribuído, e, eventualmente, ela é reconstruída para as análises da física de interesse. Os subdetetores que fornecem as características necessárias para a identificação dos processos físicos são:

- O detetor de traços, com milhões de canais de leitura, situado imediatamente após o ponto de colisão, que determina a trajetória das partículas após a colisão.
- O calorímetro eletromagnético, dividido em quatro camadas (EM), localizado após o detetor de traços, responsável pela medição e da energia de partículas eletromagnéticas e absorção de elétrons e fótons.
- O calorímetro hadrônico, dividido em três camadas, (HAD), que circunda o calorímetro EM, responsável pela medição e absorção de partículas mais pesadas (hádrons), que não foram absorvidas pelo calorímetro EM.
- Câmaras de múon, dividida em três níveis, cuja função é detetar e determinar a trajetória de múons, localizadas na parte mais externa do detetor.

O sistema de filtragem *online* do ATLAS é implementado em três níveis de complexidade crescente, de forma a reduzir gradualmente a taxa de eventos. Enquanto o primeiro nível promove uma seleção de eventos grosseira, os outros dois níveis utilizam informação detalhada do detetor para confirmar a decisão do nível anterior (chamados de níveis elevados de filtragem, HLT, do inglês *High-Level Trigger*). Posteriormente, toda a informação do evento é salva em mídia permanente para análise *offline*.

Além de raros, os processos físicos de interesse são instáveis, devido a quantidade de energia envolvida para observa-los. Somente é possível detetar esses processos

de forma indireta, através da identificação das partículas observáveis de seus decaimentos (assinaturas). Após a identificação dessas partículas, as suas características físicas devem reconstruir o processo original. Por isso, todas as análises físicas envolvem a utilização de características extraídas de diversos subdetetores.

No entanto, diversos processos físicos secundários também sensibilizam o detector, confundindo a identificação dos processos físicos de interesse. Além disso, o experimento é operado sobre forte radioatividade. Essa radiação afeta a longevidade dos componentes eletrônicos do detector, além de criar um fluxo de partículas secundárias, como nêutrons e fótons (comumente denominado de ruído da caverna, ou *Cavern Background*). Tanto os processos físicos secundários, quanto os efeitos da radioatividade da caverna, deterioram o sistema de filtragem *online*, limitando a banda passante do sistema e impossibilitando que o evento interessante seja observado. Assim, a taxa de eventos do sistema deve estar em constante controle, porém deve-se diminuir ao mínimo a exclusão de eventos interessantes.

A operação do experimento em uma elevada taxa de colisões ocasiona, também, o efeito de empilhamento de eventos. Ou seja, o detector é excitado por partículas antes de retornar ao seu estado relaxado. A sobreposição de informação entre eventos deteriora a resolução do detector, confundindo e prejudicando o desempenho do sistema de filtragem. Além do impacto no sistema *online*, o efeito de empilhamento afeta negativamente as análises físicas feitas *offline*, levando à interpretação errônea de resultados.

Além de tudo, a operação do sistema e as análises são completamente cegas, diferentemente de aplicações onde tem uma cópia do sinal de interesse. Somente modelos teóricos são utilizados, continuamente ajustados baseados nos resultados experimentais. Porém, um requisito a mais do experimento corresponde à nova física: a detecção de processos físicos ainda não vislumbrados em teoria. Assim, além da preocupação em maximizar a rejeição de processos secundários e efeitos da radiação da caverna, e em maximizar a detecção dos processos físicos interessantes previstos nas teorias atuais, o sistema *online* de filtragem deve propiciar a observação de processos que sequer foram previstos.

Assim, apesar das especificidades, a operação do experimento ATLAS envolve inúmeros problemas encontrados em diversas outras aplicações. A quantidade de dados remete a um problema de *big data*, suavizado pela implementação de um sistema complexo de filtragem *online*. Devido aos interesses do experimento, esse sistema deve atender a múltiplos objetivos, de forma ótima, através do processamento segmentado de diversas fontes diferentes de informação, com milhões de canais de leitura. Discriminadores *online* devem identificar as assinaturas de interesse, através de implementações em *hardware* programável, ou numa rede de processadores comerciais. A operação exige um curto tempo de latência, suscitando a utilização de

técnicas de compactação de informação e processamento paralelo. O nocivo efeito de empilhamento, inerente à operação em alta taxa de eventos, remete à exploração de técnicas inovadoras da teoria da informação. Posteriormente, toda a informação do detetor deve ser recombinação, reconstruindo o evento para análise *offline*, operando sobre dados armazenados e processados em nuvem. Tanto os discriminadores *online*, quanto as análises *offline*, são projetados de acordo com simulações de Monte Carlo de modelos teóricos, continuamente ajustados de acordo com os resultados experimentais. Em alguns casos, os projetos são totalmente cegos, através da utilização somente de dados experimentais. Enfim, pode-se perceber que o experimento ATLAS condensa diversas tecnologias de ponta de uma forma raramente encontrada em outras aplicações.

1.2 Objetivo

Os processos físicos de interesse do experimento são identificados através de seus decaimentos em partículas observáveis (assinaturas). Essas partículas devem ser identificadas e caracterizadas pelo sistema de filtragem *online* do ATLAS. Elétrons e múons são assinaturas muito importantes em diversos processos físicos de interesse, como o bóson de Higgs. Tanto que algumas seções do sistema de filtragem são dedicadas exclusivamente para a identificação dessas partículas. Entretanto, processos físicos distintos atrapalham a correta classificação dessas partículas pelo sistema de filtragem. Isso limita a utilização da banda passante do sistema de aquisição de dados do detetor. Se a maior parte dessa banda de aquisição é preenchida por eventos desinteressantes, possivelmente o evento de interesse não será observado e, logo, não estará disponível para as análises físicas *offline*.

Múons são partículas que interagem pouco com a matéria. Por isso, a sua identificação no ATLAS somente é feita após a absorção de quase todas as outras partículas pelos calorímetros. No entanto, decaimentos *in flight* de partículas hadrônicas geram múons de baixo momento transversal que acabam sensibilizando o espectrômetro de múons. A taxa de produção desses múons é tão alta que acaba por esconder outros múons de baixo momento transversal produzidos por processos físicos interessantes, como o bóson de Higgs. Além disso, as câmaras de múon são suscetíveis aos efeitos da radiação da caverna do ATLAS. O resultante fluxo de nêutrons e fótons cria padrões falsos nas câmaras de múon. Em ambos os casos, a baixa resolução do primeiro nível de filtragem impossibilita a rejeição desses falsos múons.

Desde a concepção do ATLAS, uma possível combinação entre a informação de calorimetria e a informação das câmaras de múon foi vislumbrada. Como o calorímetro hadrônico é profundo, a maior parte das partículas já é absorvida nas suas duas primeiras camadas. A última camada, então, é levemente sensibilizada

por múons, o que possibilita uma informação distinta a mais para classificação dessas partículas. No entanto, essa informação é fortemente corrompida por ruído. Apesar de vislumbrada, nenhum estudo sobre a combinação das duas informações, considerando os aspectos de implementação na operação do detetor, foi feita pela colaboração ATLAS.

A identificação de elétrons, por sua vez, não sofre significativamente com os efeitos da radioatividade da caverna do ATLAS. No entanto, a sua classificação no segundo nível de filtragem é afetada pela presença de jatos de outras partículas. Como esses jatos também podem conter elétrons, a sua rejeição é muito difícil. No entanto, o padrão de deposição de energia conforme a partícula penetra no calorímetro é diferente para elétrons e jatos. Após a extração dessa característica, pode-se inferir sobre a natureza da partícula.

Dois algoritmos competem na extração de características de elétrons no segundo nível de filtragem: o algoritmo padrão *T2Calo*, e o algoritmo alternativo *Neural Ringer*. Apesar de implementado no sistema *online*, o *Neural Ringer* somente foi estudado com base em dados de simulações de Monte Carlo e aplicações de algumas técnicas da teoria da informação. Nenhum estudo desse algoritmo nas condições de operação do experimento foi feito até então pela colaboração, o que dificulta a sua utilização plena no detetor.

Em ambos os casos, a informação de calorimetria é explorada pelo sistema de filtragem *online*. Aliada à calorimetria, técnicas de reconhecimento de padrões, compactação da informação e processamento de sinais podem ser utilizadas para alcançar um desempenho ainda maior do sistema de filtragem. Nessa tese de doutorado, essas tecnologias são aplicadas à calorimetria do ATLAS, no objetivo de otimizar a banda passante do sistema de aquisição de dados do detetor. Devido às suas importâncias para o experimento, as identificações de elétrons e múons são estudadas nessa tese, tendo em vista a operação do experimento.

No decorrer da tese, um sistema para receber os sinais da última camada do calorímetro hadrônico é projetado para a operação no experimento. Após a discriminação do sinal de múon, a informação extraída do calorímetro deve ser combinada com a informação das câmaras de múon, para a seleção do evento no primeiro nível de filtragem. Para isso, tanto dados simulados, quanto dados experimentais, são utilizados. Eventualmente, pode-se controlar a quantidade de falsos eventos aceita pelo sistema, melhorando a qualidade da banda passante do detetor. Nesse mesmo sentido, utiliza-se o algoritmo alternativo *Neural Ringer* para melhorar a identificação de elétrons no segundo nível de filtragem do detetor. Estudos são feitos quanto à utilização desse algoritmo na operação do experimento, em dois cenários distintos: a operação atual, através de dados reais de colisões do LHC, e a operação num cenário futuro, com um efeito maior de empilhamento de sinais. Em dados

reais, o experimento é cego, de forma que as análises *offline* são utilizadas como guia para o desenvolvimento dos discriminadores. Por fim, técnicas para diminuir a quantidade de dados utilizada no algoritmo são estudadas, através de métodos empíricos e métodos baseados na teoria da informação.

1.3 Organização

O documento está organizado como se segue. Primeiramente, o Capítulo 2 descreve o ambiente de física de altas energias, o CERN, o acelerador LHC e o detetor de partículas ATLAS. Especificamente, tópicos da física moderna são discutidos, como o modelo padrão e a física de interesse do experimento, além das características do experimento e do ATLAS, seus subdetetores e o sistema *online* de filtragem. No Capítulo 3 o sistema de calorimetria é detalhadamente discutido, enquanto o Capítulo 4 descreve as câmaras de múon da região central do ATLAS. Por sua vez, o Capítulo 5 se dedica ao sistema de filtragem do ATLAS, abordando os aspectos e soluções para detecção de múons e elétrons. O Capítulo 6 trata dos resultados no estudo de utilização da calorimetria do detetor como suporte ao sistema de filtragem de múons, no primeiro nível, enquanto o Capítulo 7 apresenta os resultados obtidos na identificação de elétrons no segundo nível de filtragem, onde a calorimetria é o sinal principal de identificação de partículas. Finalmente, conclusões e desdobramentos são discutidos no Capítulo 8.

Capítulo 2

Física de Altas Energias

Este capítulo descreve o ambiente da física de partículas, ou física de altas energias. Serão apresentados, em detalhes, o acelerador de partículas LHC e o detetor ATLAS, bem como os seus subsistemas.

2.1 Física de altas energias

Física de partículas é o ramo da física moderna que estuda a composição e o comportamento da matéria. Também é chamada de física de altas energias, devido a enorme quantidade de energia necessária para a observação das estruturas básicas da matéria.

A primeira referência sobre o estudo da matéria foi feita na antiga Grécia, através da definição do átomo como a parte indivisível da matéria. Essa ideia ficou esquecida durante séculos, até as contribuições dos pensadores renascentistas, principalmente do padre jesuíta Rudjer Bosovich e dos irmãos Avogadro. O primeiro modelo para o átomo seria desenvolvido através dos estudos de John Dalton, no século XIX [8].

A descoberta experimental de partículas com carga negativa associadas à eletricidade, os elétrons, levou a uma reformulação do modelo atômico. Em 1897, J. J. Thompson realizou estudos com tubos de raios catódicos que o levou a um modelo do átomo como uma grande massa de carga positiva entalhada de elétrons [8]. Dessa forma, haveria um equilíbrio de cargas e o átomo seria eletricamente neutro.

Em 1911, realizando experiências de bombardeio de lâminas de ouro com partículas alfa (partículas de carga positiva) [8], Rutherford observou que a maior parte das partículas eram capazes de ultrapassar a lâmina, como se ela fosse transparente. Além disso, algumas outras partículas eram refletidas pela lâmina. Outras, ultrapassavam a lâmina, porém tinham sua trajetória alterada (ver Figura 2.1).

As descobertas de Rutherford e de outros cientistas levaram ao modelo do átomo mais conhecido atualmente, como um núcleo maciço composto por partículas de

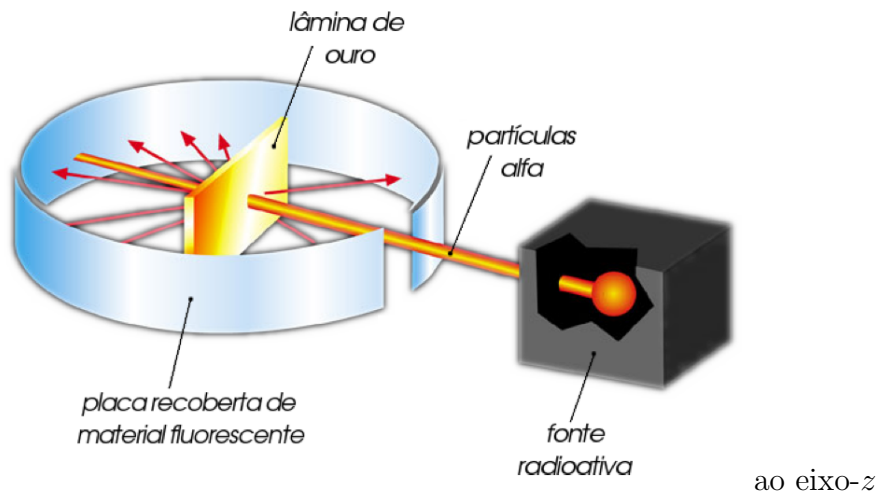


Figura 2.1: Experiência de Rutherford.

carga positiva (prótons) e partículas sem carga (nêutrons), envoltos por uma nuvem de partículas com carga negativa (elétrons).

Atualmente, diversos experimentos comprovaram a existências de diversas outras partículas subatômicas, culminando, no final da década de 1960, na formulação do modelo padrão. Esse modelo é capaz de responder diversas questões sobre a estrutura e estabilidade da matéria, bem como sobre as suas forças associadas [9].

2.1.1 Modelo padrão

O modelo padrão combina e responde boa parte das questões referentes à estrutura da matéria. Esse modelo prevê a classificação das subpartículas que formam a matéria em três famílias: os léptons, os quarks e os bósons (partículas transportadoras de força) [10].

Léptons são partículas elementares de massa pequena e que interagem fracamente com a matéria. No total, existem seis léptons: elétron, múon, tau e seus respectivos neutrinos. Enquanto elétrons, múons e taus têm carga negativa, os respectivos neutrinos são eletricamente neutros. Adicionalmente, cada lépton tem sua própria antipartícula, com carga inversa e mesma massa [10].

Assim como os léptons, a família dos quarks pode ser dividida em seis partículas, com carga elétrica não inteira. Diferentemente dos léptons, quarks podem ter carga elétrica positiva ou negativa, e nunca podem ser observados separadamente, mas agregados com outros quarks [10].

Além disso, quarks e léptons podem ser divididos em três gerações. Todas as partículas da primeira geração são estáveis, enquanto as partículas das demais gerações, instáveis, acabam por decair em partículas da primeira geração (ver Tabela 2.1).

Por fim, existem as partículas transportadoras de força, denominadas bósons [10].

O modelo padrão prevê quatro tipos de forças, que acabam por constituir todas as forças observadas na natureza: eletromagnética, nuclear fraca, nuclear forte e gravitacional. Cada força possui uma partícula mediadora (ver Tabela 2.1). Enquanto as partículas mediadoras das forças eletromagnéticas, nuclear fraca e nuclear forte são experimentalmente bem estudadas, a partícula gráviton, mediadora da força gravitacional, ainda não foi observada.

Apesar do modelo padrão explicar boa parte das interações e estruturas da matéria, algumas questões continuam sem resposta. Cientistas têm projetado grandes experimentos na tentativa de comprovar o modelo padrão e outras diversas teorias, além da procura pela chamada “nova física”. Basicamente, esses experimentos consistem em acelerar e colidir partículas em níveis energéticos cada vez maiores.

Dentre as partículas previstas, uma das mais importantes é a partícula que explicaria o porquê que as partículas elementares têm diferentes massas. Teoricamente prevista pelo físico Peter Higgs, em 1964, essa partícula foi denominada bóson de Higgs [11].

Tabela 2.1: Partículas do modelo padrão ($1 \text{ GeV}/c^2 = 1,783 \times 10^{-27} \text{ kg}$)

Léptons			
Tipo	Massa (GeV/c^2)	Carga elétrica	Geração
elétron (e)	0,000511	-1	I
neutrino elétron (ν_e)	$< 1 \times 10^{-8}$	0	
múon (μ)	0,106	-1	II
neutrino múon (ν_μ)	$< 0,0002$	0	
tau (τ)	0,000511	-1	III
neutrino tau (ν_τ)	$< 0,02$	0	
Quarks			
Tipo	Massa (GeV/c^2)	Carga elétrica	Geração
<i>up</i> (u)	0,003	2/3	I
<i>down</i> (d)	0,006	-1/3	
<i>charm</i> (c)	1,3	2/3	II
<i>strange</i> (s)	0,1	-1/3	
<i>top</i> (t)	175	2/3	III
<i>bottom</i> (b)	4,3	-1/3	
Bósons			
Tipo	Massa (GeV/c^2)	Carga elétrica	Força
Fóton (γ)	0	0	eletromagnética
W^-	80,4	-1	nuclear fraca
W^+	80,4	+1	
Z	91,187	0	
Glúon	0	0	nuclear forte
Gráviton	0	0	gravitacional

2.1.2 Aceleradores de partículas

A observação de partículas instáveis é diretamente proporcional à quantidade de massa envolvida nos processos físicos [9]. Através da equação de Einstein, $E = mc^2$, conclui-se que é preciso uma grande quantidade de energia para a observação de partículas instáveis.

Uma das formas de alcançar uma elevada energia é através da aceleração de partículas a uma elevada velocidade. Além disso, segundo a mecânica quântica - que descreve todas as partículas como ondas - o momento de uma partícula é inversamente proporcional ao seu comprimento de onda ($\lambda = h/p$, onde λ é o comprimento de onda da partícula, h a constante de Plank e p o seu momento). Assim, quanto maior for a velocidade da partícula, maior será o seu momento e menor o seu comprimento de onda, tornando a medida a ser realizada mais acurada.

Assim, foram desenvolvidos aceleradores (lineares ou circulares) de partículas para experimentos em física de altas energias [12]. Ao atingirem a velocidade desejada, as partículas são colididas com outras partículas, aceleradas em sentido contrário, ou com alvos fixos.

Uma das características dos aceleradores modernos é a alta taxa de operação, com centenas de milhares de colisões por segundo. Apesar de alcançarem uma elevada energia, os processos físicos de interesse são raros. A correta comprovação desses processos de interesse demanda uma estatística relevante. A figura de mérito que quantifica a intensidade do feixe de partículas e, logo, a quantidade de colisões favoráveis, é denominada luminosidade [12].

2.1.3 Detetores de partículas

Enquanto a função dos aceleradores de partículas é criar um ambiente favorável à criação de partículas raras e instáveis, detetores de partículas são instrumentos responsáveis pela observação e identificação dessas partículas [13].

A construção do detetor depende do tipo de colisão a ser analisada. No caso em que dois feixes de partículas colidem entre si, detetores em forma cilíndrica são utilizados, uma vez que as partículas geradas se espalham por todas as direções. Já em colisões de partículas com alvo fixo, os detetores têm a forma de um cone, posicionados logo atrás do alvo.

Atualmente, os detetores de partículas são compostos por diversos subdetetores [13], cada um especializado em um tipo de partícula. Normalmente, existem três tipos de subdetetores: o detetor de trajetórias, o calorímetro e as câmaras de múon.

O detetor de trajetórias (ou detetor de traços) é responsável pela visualização da trajetória das partículas após a colisão, com enorme precisão. Além disso, geralmente são submetidos a um intenso campo magnético, de forma que partículas

eletricamente carregadas sejam desviadas, o que torna possível a medição de seu momento.

O calorímetro é responsável pela medição da energia (massa) das partículas. Também, é utilizado na absorção da maior parte das partículas resultantes da colisão.

Finalmente, as câmaras de múon são utilizadas para a identificação de múons. Essas partículas interagem muito pouco com a matéria e não são absorvidas totalmente nos calorímetros. Assim como o detector de traços, as câmaras de múon são, geralmente, submetidas a intensos campos magnéticos, possibilitando a medição do momento de múons.

2.2 Conselho europeu para pesquisa nuclear

Localizado na fronteira entre a Suíça e a França, na vizinhança da cidade de Genebra, o conselho europeu para pesquisa nuclear (CERN, *Organisation Européenne pour la Recherche Nucléaire*) é o maior centro de pesquisa em física de partículas do mundo [14]. Fundado em 1954, o CERN conta hoje com a colaboração de físicos, engenheiros e técnicos de mais de 100 países (dentre eles, o Brasil).

Além de experimentos em física de altas energias, o CERN desenvolve equipamentos e tecnologias que são aportados em outras diversas áreas do conhecimento científico. Pode-se citar, entre outros, a invenção da *World Wide Web*, detectores altamente segmentados para a visualização de imagens em medicina, equipamentos de radioterapia, tecnologias de computação em nuvem e etc.

2.3 O grande colisionador de hádrons

O CERN desenvolveu e construiu o maior acelerador de partículas do mundo, o grande colisionador de hádrons (LHC, do inglês *Large Hadron Collider*). O LHC é um acelerador de partículas em forma de anel, com 27 km de circunferência e localizado dentro de um túnel subterrâneo a 150 m de profundidade [15] (ver Figura 2.2).

O acelerador é composto por dois tubos paralelos, onde feixes de prótons e íons são acelerados, em sentidos opostos. Os feixes, formados por pacotes de prótons, circulam pelo acelerador até atingirem uma velocidade muito próxima à da luz, quando, então, são colocados em rota de colisão frontal. Espera-se que uma energia de até 14 TeV possa ser alcançada no centro de massa da colisão [15], com crescente luminosidade.

A física de interesse do LHC é muito rara, demandando uma elevada taxa de colisões. Dessa forma, o LHC opera a 40 MHz, com pacotes de prótons (íons) sendo injetados e colidindo a cada 25 ns. Considerando a máxima luminosidade alcançada

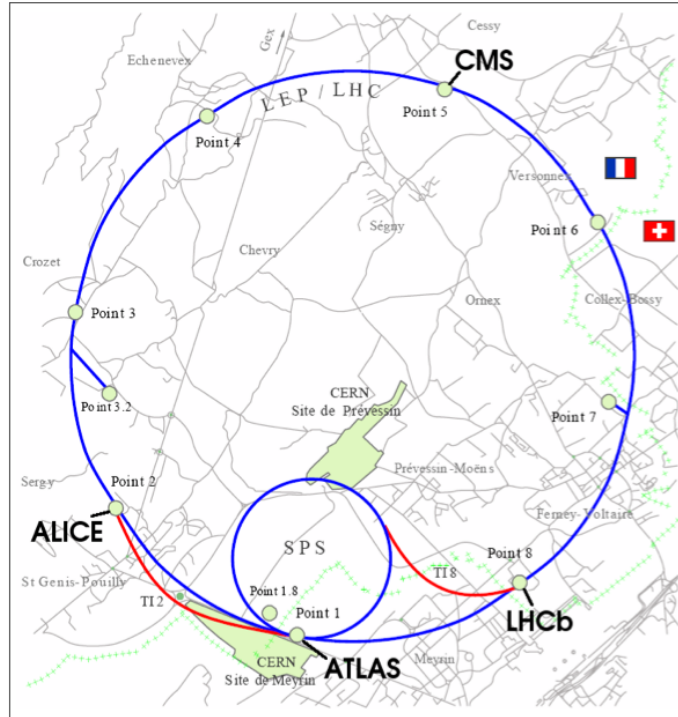


Figura 2.2: Ilustração do LHC e seus detetores de partícula (extraído de [1]).

pelo acelerador, a taxa de eventos poderá alcançar 1 GHz, com 25 eventos por colisão de pacotes [15].

Dispostos pelos quatro pontos de colisão do LHC estão os detetores de partículas: o ATLAS (do inglês *A Toroidal LHC ApparatuS*), o CMS (do inglês *Compact Muon Solenoid*), o ALICE (do inglês *A Large Ion Collider Experiment*) e o LHCb (do inglês *Large Hadron Collider Beauty Experiment*). Enquanto o ATLAS [16] e o CMS [17] são detetores de propósitos gerais, cilíndricos, o ALICE [18] e o LHCb [19] têm objetivos específicos (estudo de íons pesados, para o ALICE, e medições precisas do decaimento do méson B [10], para o LHCb), e possuem um formato cônico.

2.4 O ATLAS

Um dos principais detetores do LHC é o ATLAS [16], produto de uma colaboração internacional de mais de 2500 físicos e engenheiros. O detetor está localizado numa caverna a, aproximadamente, 150 m de profundidade, dividida em dois setores principais:

UX15: caverna principal, onde fica localizado o próprio detetor ATLAS.

USA15: caverna auxiliar, onde se localizam os dispositivos que não necessitam estar dentro de detetor, como a eletrônica de aquisição, as fazendas de computadores etc.

O ATLAS é dividido em três subdetetores: o *inner detector*, composto pelos detetores de pixels e traços, os calorímetros, divididos em seção eletromagnética e hadrônica, e o espectrômetro de múons, dividido em câmaras de múons. No total, o ATLAS possui um diâmetro de 22 m, um comprimento de 44 m e pesa, aproximadamente, 7 mil toneladas (ver Figura 2.3).

Inicialmente, na parte mais próxima ao ponto de colisão, localiza-se o detetor interno (ID, do inglês *inner detector* [20]). O ID é dividido em três partes: o detetor de pixels, o SCT (do inglês *Silicon Microstrip Technologies*) e o TRT (do inglês *Transition Radiation Tracker*). Em conjunto, o ID é capaz de medir a trajetória de partículas eletricamente carregadas com uma precisão menor do que um fio de cabelo. De forma a extrair características físicas relevantes, o ID é localizado dentro de um solenóide magnético capaz de atingir um campo de até 2 Tesla. O campo magnético é capaz de curvar a trajetória de partículas eletricamente carregadas, tornando possível a medição de sua carga e momento.

Logo após ao ID se localizam os calorímetros. A calorimetria do ATLAS é dividida em duas seções: a eletromagnética e a hadrônica. Enquanto o calorímetro eletromagnético possui a função de determinar a energia de partículas eletromagnéticas [2], o calorímetro hadrônico determina a energia de hádrons [3], como o próton, pión etc.. Somente múons e neutrinos (e suas respectivas anti-partículas) cruzam todo o detetor sem que sejam facilmente identificados. Ainda assim, os calorímetros também podem ser usados para a detecção de neutrinos, através

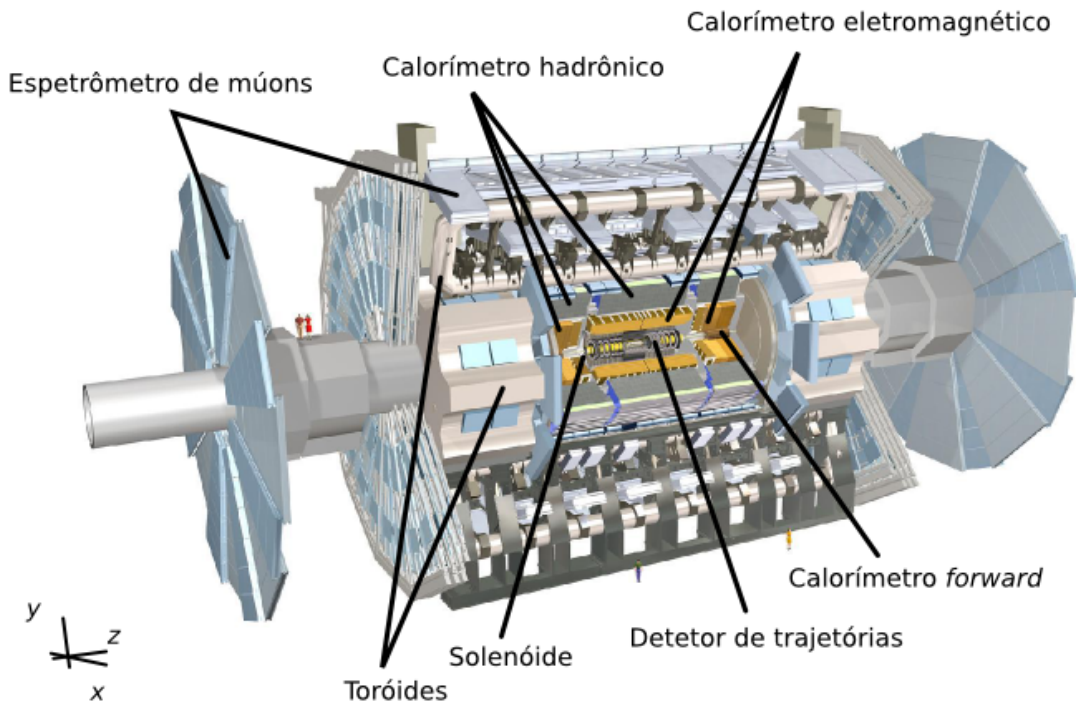


Figura 2.3: O detetor ATLAS (extraído de [1]).

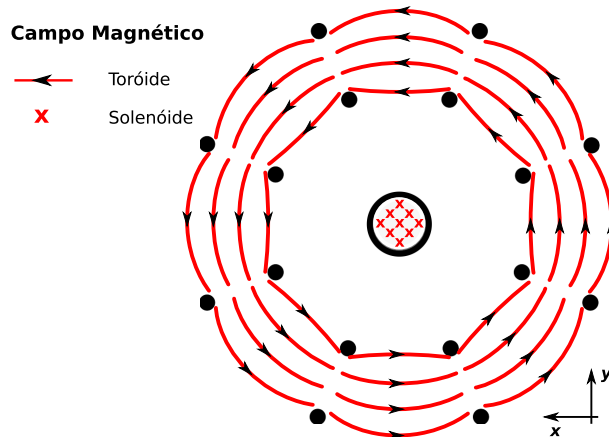


Figura 2.4: Ilustração do campo magnético do ATLAS.

do cálculo da energia faltante (que não foi absorvida pelo detetor), e de múons.

Finalmente, na parte mais externa do ATLAS, se localiza o espectrômetro de múon, composto pelas câmaras de múon [5]. Ao redor das câmaras, um campo magnético toroidal é utilizado para curvar a trajetória de múons. Assim como no ID, as câmaras de múon são capazes de fornecer uma visualização da trajetória de partículas eletricamente carregadas, tornando possível a medição do momento de múons. A Figura 2.4 mostra uma ilustração do campo magnético gerado tanto pelo sistema de toróide, quanto pelo solenóide.

2.4.1 Sistema de coordenadas do ATLAS

De forma a se adaptar à forma cônica do detetor e, ao mesmo tempo, melhorar a caracterização das partículas produzidas pelas colisões, o sistema de coordenadas utilizado no detetor (ver Figura 2.5) pode ser definido como [21]:

1. A origem é o ponto de interação O
2. O eixo- z acompanha a direção do feixe de partículas
3. O eixo- x é horizontal, apontando para o centro do LHC
4. O eixo- y é vertical, apontando para a superfície

Em adição às coordenadas euclidianas, são definidas outras três coordenadas, para a melhor visualização dos eventos:

1. O raio ρ , como a distância de um ponto ao centro da colisão.
2. O ângulo azimutal φ , ao redor do eixo- z

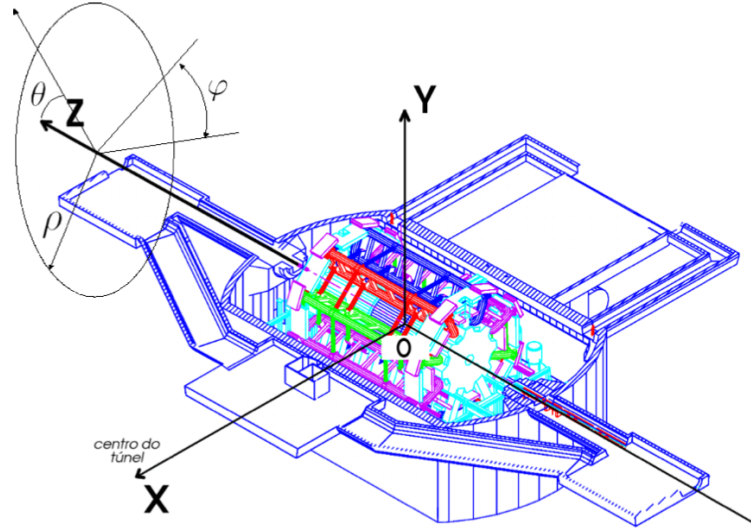


Figura 2.5: Sistema de coordenadas do ATLAS (extraído de [1]).

3. A pseudo-rapidez (η), definida em função do ângulo de incidência (θ) das partículas resultantes da colisão [22]:

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

quando tivermos $\theta = 0^\circ$ e $\theta = 90^\circ$, teremos $\eta = \infty$ e $\eta = 0$, respectivamente.

Adicionalmente, o ATLAS é dividido em duas regiões, de acordo com a sua posição ao longo do eixo-z. Enquanto região central é denominada de barril, as duas extremidades são chamadas de tampas. Também, o ATLAS é dividido em dois lados (A e C), de acordo com a posição em relação ao ponto de colisão (ou seja, em relação ao sinal de η).

2.4.2 Calorímetros

Como mencionado anteriormente, os calorímetros têm a função de medir a energia das partículas produzidas pela colisão (além de absorver a maior parte delas). Como em experimentos de física de altas energias a taxa de eventos é elevada, esses detetores devem ter uma resposta rápida e uma boa granularidade¹.

No ATLAS, os calorímetros são divididos em três seções: o calorímetro eletromagnético, o calorímetro hadrônico e o calorímetro *forward* (ver Figura 2.6). Adicionalmente, o calorímetro também é dividido em três regiões, de acordo com η crescente: barril, tampa (no caso do calorímetro hadrônico, TileCal, o barril estendido) e *forward*. Pode-se notar que existe um buraco entre o barril e as tampas,

¹Granularidade é a resolução espacial do detetor

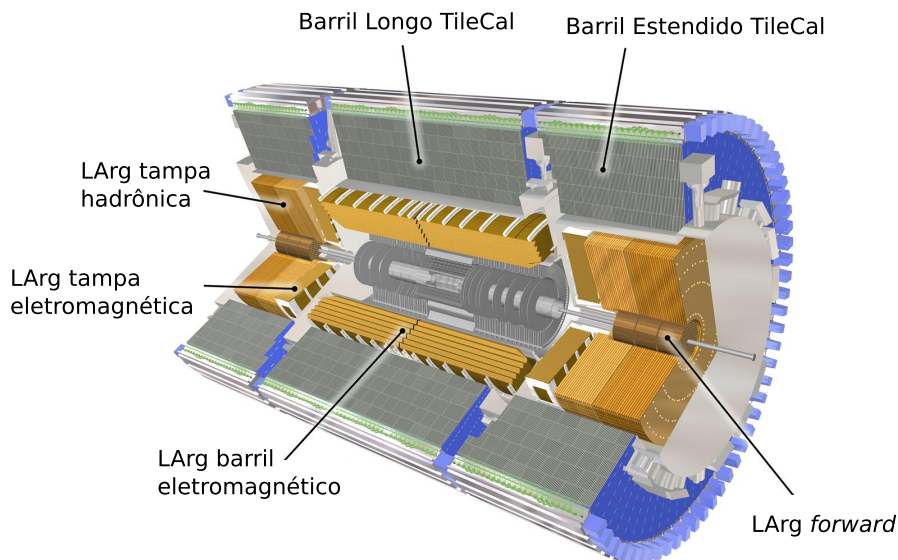


Figura 2.6: Calorímetros do ATLAS (extraído de [1]).

de forma que cabeamentos e outros serviços para os detectores mais internos possam passar.

As partículas que incidem no calorímetro iniciam um fenômeno conhecido como chuva de partículas [22], onde as partículas originais interagem com o material do calorímetro, gerando outras partículas num efeito em cadeia. Neste processo, as partículas vão perdendo sua energia gradativamente, tornando possível a sua medição.

Calorímetro eletromagnético

O calorímetro EM (eletromagnético) é o calorímetro mais interno do ATLAS [2], e tem como material absorvedor o chumbo. Eletrodos de chumbo imersos em argônio líquido formam os elementos amostradores (por essa forma, o calorímetro EM é comumente chamado de LArg, ou LAr, do inglês *Liquid Argon*).

Exceto, possivelmente, para baixas energias, elétrons, fótons e pósitrons são absorvidos por interação eletromagnética. A principal característica é a emissão de fótons. Esses fótons podem, eventualmente, formar pares elétron-pósitron que, também, podem gerar outros fótons [23]. Esse processo em cadeia dá continuidade a um chuva eletromagnético. Através de um campo elétrico, os elétrons liberados pelo chuva são absorvidos e geram um sinal elétrico, proporcional à carga da partícula incidente.

No caso de partículas eletromagnéticas, como elétrons, fótons e pósitrons, a interação eletromagnética com o LArg cria um chuva de partículas colimado, que acabam se ionizando. Os elétrons liberados nesse processos são coletados de forma

a produzir um sinal elétrico [2].

Partículas mais pesadas, como prótons e píons, entretanto, interagem pouco com o LArg. Para a identificação dessas partículas, utiliza-se o calorímetro hadrônico, localizado logo após o eletromagnético.

Calorímetro hadrônico

O calorímetro hadrônico do ATLAS é composto por duas partes distintas. Enquanto a região das tampas tem a mesma composição do LArg (ver Figura 2.6), a região do barril, conhecida como o calorímetro de telhas (TileCal, do inglês *Tile Calorimeter*) é completamente diferente [3].

O TileCal, composto pelas regiões do barril longo e do barril estendido, é composto por placas intercaladas de ferro, como material absorvedor, e de plástico cintilante, como material amostrador.

Diferentemente das partículas eletromagnéticas, partículas hadrônicas interagem através da força forte [23]. Um hádron altamente energético, ao penetrar um bloco de matéria, eventualmente interage com algum núcleo atômico, gerando mésons (píons, káons, etc.). Esses mésons, por sua vez, também podem interagir com outro núcleo atômico, produzindo um chuveiro hadrônico, muito mais largo e longo que o chuveiro eletromagnético.

As telhas de plástico cintilam ao serem atingidas pelas partículas do chuveiro hadrônico. A luminosidade resultante é coletada por fibras óticas e, posteriormente, convertidas para um sinal elétrico. A luminosidade é diretamente proporcional à energia das partículas incidentes.

Calorímetro *Forward*

É o calorímetro localizado mais longe do centro da colisão, após a região das tampas [24], concebido para o estudo de processos físicos que possuam energia transversa faltante e jatos em regiões de $|\eta|$ elevado. Dada a proximidade com o feixe de partículas do LHC, esse calorímetro é especialmente projetado para suportar altas taxas de radiação e um elevado fluxo de partículas. Também dividido em seções eletromagnética e hadrônica, o calorímetro *forward* é totalmente implementado utilizando a tecnologia de argônio líquido.

No contexto desse trabalho, as informações de calorimetria fornecidas por este calorímetro não são utilizadas.

2.4.3 Espectrômetro de múons

Localizado na parte mais externa do ATLAS, o espectrômetro de múons (MS, do inglês *Muon Spectrometer*) tem como única finalidade a detecção de múons [5].

Assim como os calorímetros, o MS é dividido em barril, central ao ponto de colisão, e duas tampas, nas extremidades do detetor, posteriormente divididos em câmaras de múon.

Ao todo, câmaras com quatro diferentes tecnologias são utilizadas, divididas em duas categorias: identificação de múons e medição de seu momento. No barril, câmaras de prato resistivo (RPC, do inglês *Resistive Plate Chambers*) são utilizadas para a identificação do múon, enquanto câmaras MDT (*Monitored Drift Tubes*) são utilizadas para a medição do seu momento linear. Já na região da tampa, a identificação é feita por câmaras TGC (*Thin-Gap Chambers*) e a medição do momento, além de MDT's, é feita por câmaras CSC (*Cathode Strip Chamber*), devido à alta taxa de radiação (a resposta dessas câmaras é mais rápida e com melhor resolução temporal) [5].

De forma geral, essas câmaras possuem gases que são ionizados após a passagem de partículas eletricamente carregadas. Elétrons liberados pela ionização são captados por eletrodos submetidos a um intenso campo elétrico. O sinal elétrico resultante confirma a passagem da partícula. Por ser altamente segmentado, tem-se uma informação visual da trajetória da partícula. Como a quase totalidade das partículas geradas pela colisão são absorvidas nos calorímetros, a maior parte das partículas que interagem com as câmaras são múons. Entretanto, a radiação proveniente do feixe de partículas do LHC, e das próprias colisões no centro do ATLAS, também interage com as câmaras.

O intenso campo magnético no qual as câmaras estão submetidas é capaz de curvar a trajetória de partículas eletricamente carregadas. Essa curvatura é visualizada pelo MDT e pelo CSC, tornando possível a medição do momento da partícula. Assim como o TileCal, o espectrômetro de múon será descrito mais profundamente nos próximos capítulos, principalmente na região do barril.

A Figura 2.7 ilustra a disposição dos diversos subdetetores do ATLAS, bem como as características de interação de diferentes partículas com o detetor.

2.5 Sistema de filtragem *online* do ATLAS

A elevada quantidade de dados gerados pelo detetor, em sua maior parte devido a eventos sem interesse físico, demandam um sistema *online* de filtragem de eventos. Denominado sistema de *trigger*, o sistema de filtragem desenvolvido é implementado em três níveis hierárquicos.

Cada nível do sistema possui um tempo de latência pré-determinado, ou seja, um tempo de duração máximo entre o recebimento de dados e a decisão sobre a aceitação/rejeição do evento. A determinação desse tempo depende da capacidade de processamento de cada nível, da luminosidade do feixe do LHC e das taxas

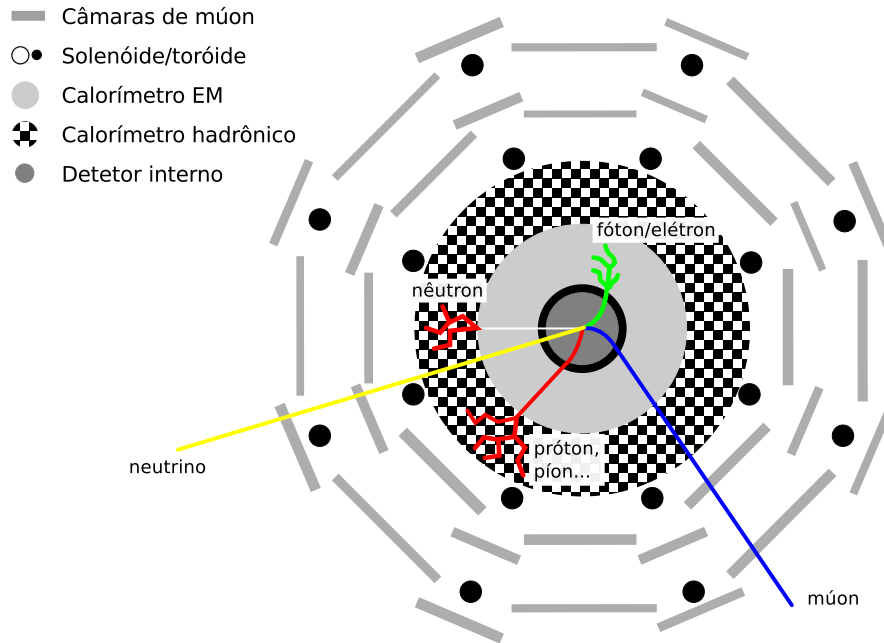


Figura 2.7: Distribuição dos subdetetores do ATLAS e interação de algumas partículas com o detector.

esperadas para cada processo físico de interesse [6].

O primeiro nível tem um tempo de latência muito curto. Por isso, esse nível somente tem acesso à informação compactada do detector, sendo responsável pela seleção de regiões de interesse (ROI) do detector. Essas regiões são passadas para os próximos níveis de filtragem, onde a informação do detector pode ser observada em resolução plena. Nesses outros níveis, algoritmos mais complexos são responsáveis por uma classificação mais especializada da partícula. Eventualmente, todo o evento é escrito em mídia permanente para posterior análise *offline*.

Além dos requisitos temporais, cada nível possui uma determinada taxa máxima de eventos. Em operação, a taxa de eventos aceitos de um nível não pode ser maior do que uma taxa máxima pré-determinada. Capacidade de processamento, requisitos físicos, banda de comunicação e capacidade de armazenamento de informação, dentre outros, devem ser considerados na estipulação da máxima taxa de eventos de cada nível.

Dada a sua complexidade e importância, o sistema de filtragem do ATLAS é detalhadamente descrito no Capítulo 5.

Capítulo 3

Sistema de Calorimetria

Este capítulo é dedicado à calorimetria do ATLAS. Serão descritos os calorímetros eletromagnético e hadrônico, suas estruturas e seus sistemas eletrônicos de aquisição de informação. Já o calorímetro hadrônico central do ATLAS será especialmente detalhado devido à importância para o suporte à identificação de múons proposto neste estudo.

3.1 Calorimetria

No ambiente da física de altas energias, calorimetria é compreendida como a detecção e medição de propriedades de partículas incidentes [22]. Apesar de existirem diversos tipos de calorímetros, todos são baseados num processo destrutivo: após a interação com as partículas, é impossível empregar outras medições sobre as mesmas. Algumas partículas, no entanto, não são absorvidas por calorímetros, como múon e neutrinos.

Calorímetros são ideais em experimentos de altas energias com colisionadores: curto tempo de resposta e medições precisas em elevadas energias. Como nesses experimentos a taxa de eventos é alta, deseja-se uma resposta rápida do sistema a fim de evitar efeitos de empilhamento (quando a informação de um evento é observada em outro) e de saturação das eletrônicas de aquisição. De acordo com o perfil de deposição energética, ainda, pode-se inferir sobre a natureza da partícula incidente [25].

Em relação à sua composição, calorímetros podem ser homogêneos, quando todo o seu volume é sensível à partícula incidente; ou por amostragem, quando o calorímetro é composto por um material passivo, para a absorção da partícula, e por um material ativo, amostrador de sua energia.

O sistema de calorimetria do ATLAS (Figura 2.6) foi construído utilizando diversas tecnologias, de forma a alcançar medições de energia precisas sobre uma larga faixa de energia. O sistema é dividido em duas seções, de acordo com a natureza das partículas: eletromagnética (EM) e hadrônica (HAD). Ao longo da direção do feixe

de partículas, os calorímetros são divididos, também, entre a região do barril e das tampas.

3.2 Seção eletromagnética

A parte mais interna do sistema de calorimetria compreende a seção EM. Essa seção é composta por um calorímetro heterogêneo, que utiliza placas de chumbo como material passivo e absorvedor de partículas e argônio líquido como material ativo (LArg). Toda a região em $|\eta| < 3,2$ é coberta por este calorímetro. O material passivo é dobrado em forma de acordeão, possibilitando a cobertura completa em φ . Ao longo das placas, são colocados inúmeros finos eletrodos de cobre que, posteriormente, possibilitam uma visão espacial da deposição de energia. A Figura 3.1 mostra uma parte dessa seção.

As placas de chumbo são submersas num tanque preenchido por argônio líquido e sujeitas a um forte campo elétrico. Ao incidir no calorímetro, partículas como o elétron interagem com os átomos de chumbo, liberando fótons. Estes, por sua vez, decaem espontaneamente em um par elétron-pósitron, que também reagem com o chumbo. Forma-se, então, uma cascata de elétrons-pósitrons, que somente termina após toda a energia do processo ser absorvida pelo calorímetro. Nesse processo, íons de argônio são formados e, devido ao campo elétrico, migram para o lado positivo/negativo. Isso gera uma corrente elétrica nos eletrodos colocados ao longo

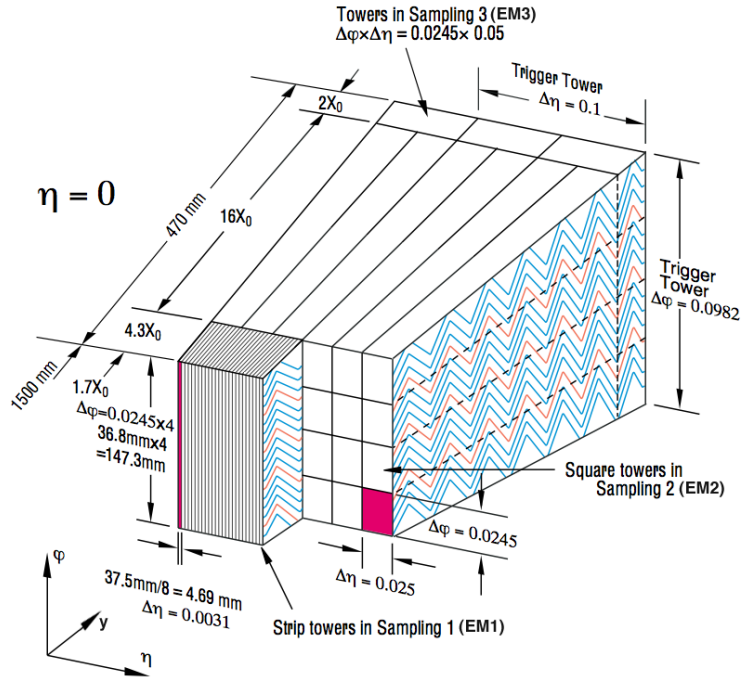


Figura 3.1: Geometria das células da seção eletromagnética dos calorímetros do ATLAS [2].

das placas de chumbo, que alimenta um circuito externo de aquisição. Quanto maior a energia da partícula incidente, maior e mais energético é o chuveiro de elétrons e, conseqüentemente, a corrente elétrica gerada.

A incerteza na medida de energia feita pelos calorímetros diminui conforme a energia da partícula aumenta [22]. Essa incerteza é um parâmetro de projeto do detector. No caso do calorímetro EM, tem-se:

$$\frac{\Delta E}{E} = \frac{10\%}{\sqrt{E(\text{GeV})}} \oplus 0,7$$

ou seja, uma incerteza de 10% na medida quando a energia depositada no calorímetro for de 1 GeV, acrescido de um erro sistemático de 0,7%.

Os eletrodos das placas de chumbo, então, são segmentados no plano $\eta \times \varphi$ para obter células de deposição de energia. Adicionalmente, estas células são organizadas em camadas, de acordo com a distância ao centro da colisão. A granularidade de cada camada (quantidade de células por área) depende dos requisitos de discriminação ou medição da energia das partículas incidentes [22]. As células e camadas também podem ser vistas na Figura 3.1.

Além das três camadas, a seção EM possui uma fina camada localizada à frente do calorímetro, denominada pré-irradiador (do inglês *presampler*). A sua função é recuperar a informação perdida em cabos e materiais mortos localizados antes da seção EM. Assim, existem 4 camadas no calorímetro EM, cuja granularidade pode ser vista na Tabela 3.1. Pode-se ver que a primeira camada (EM1) é a que possui maior granularidade, dada o pequeno tamanho de suas células ao longo de η . A segunda camada (EM2), por sua vez, é a mais profunda sendo, assim, uma das mais importantes para a classificação.

3.2.1 Eletrônica de aquisição

Ao todo, o LArg possui, aproximadamente, 190 mil canais de leitura [2]. O sistema de aquisição da informação de calorimetria do LArg pode ser dividido em três partes, apresentadas na Figura 3.2, e caracterizadas por se localizarem nos próprios amostradores (imerso no argônio líquido), no detector e na caverna auxiliar (USA15), fora do ambiente do ATLAS.

Localizada imersa na própria câmara criogênica, existe uma placa-mãe responsável por receber o sinal elétrico dos eletrodos localizados ao longo das placas de chumbo, e por transmitir esse sinal até os *front-end crates*, localizados na borda do calorímetro. A eletrônica nesse *crate* é responsável por condicionar o sinal elétrico recebido da placa-mãe, digitalizá-lo e transmiti-lo para a USA15.

Já na USA15, o sinal digital transmitido é recebido por um *Readout Driver* (ROD). O ROD é responsável pela estimação da energia de cada canal de leitura,

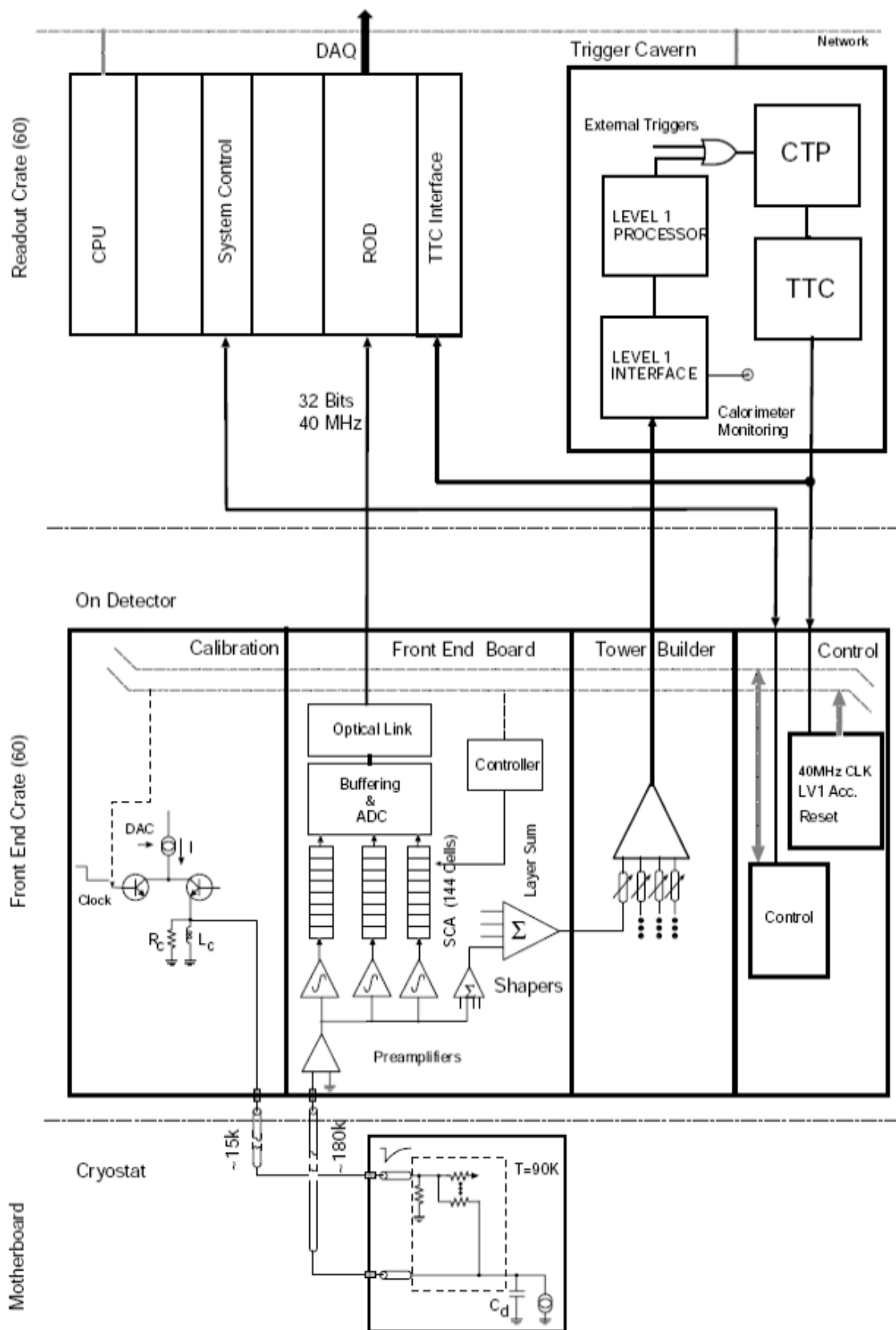


Figura 3.2: Esquema da eletrônica de aquisição do LAr (extraído de [2]).

Tabela 3.1: Granularidade do calorímetro eletromagnético do ATLAS

Camada	Peça	$\eta_{\text{início}}$	η_{fim}	$\Delta\eta \times \Delta\varphi$	$N_\eta \times N_\varphi$
<i>Presampler</i>	Barril	0	1,5	$0,025 \times 0,1$	4×1
	Tampa	1,5	1,8	$0,025 \times 0,1$	4×1
Camada 1 (EM1)	Barril	0	1,4	$0,003125 \times 1$	32×1
		1,4	1,475	$0,025 \times 0,025$	4×4
	Tampa	1,375	1,5	$0,025 \times 0,1$	1×4
		1,5	1,8	$0,003125 \times 0,1$	32×1
		1,8	2,0	$0,004167 \times 0,1$	24×1
		2,0	2,4	$0,00625 \times 0,1$	16×1
		2,4	2,5	$0,025 \times 0,1$	4×1
2,5	3,2	$0,1 \times 0,1$	1×1		
Camada 2 (EM2)	Barril	0	1,4	$0,025 \times 0,025$	4×4
		1,4	1,475	$0,075 \times 0,025$	1×4
	Tampa	1,375	2,5	$0,025 \times 0,025$	4×4
		2,5	3,2	$0,1 \times 0,1$	1×1
Camada 3 (EM3)	Barril	0	1,35	$0,05 \times 0,025$	2×4
	Tampa	1,5	2,5	$0,05 \times 0,025$	2×4

pela estimação do nível de ruído, dentre outras informações. Posteriormente, após receber um sinal informando se o evento foi aceito pelo primeiro nível de filtragem, o ROD codifica a informação extraída, empacota os dados e os transmite para o sistema de leitura do ATLAS.

3.2.2 Interface de *trigger*

Além dos sinais digitais, os sinais analógicos das células de uma mesma torre de *trigger* (região de $0,1 \times 0,1$ no plano $\eta \times \varphi$) são somados e transmitidos para a eletrônica de recepção do primeiro nível de filtragem, localizada, também, na USA15.

3.3 Seção hadrônica

A seção hadrônica da calorimetria do ATLAS pode ser dividida em duas tecnologias. A região do barril utiliza tecnologia de sensores óticos, enquanto a região das tampas utiliza argônio líquido, como a seção EM. Devido a características físicas, a seção hadrônica se localiza diretamente depois da seção EM, contornando-a completamente.

Assim como a seção EM, a seção hadrônica ocupa a região de $|\eta| < 2,5$ e toda o espaço em φ . Porém, a região do barril é dividida em barril longo e barril estendido, com um espaço físico entre eles. Esse espaço permite a passagem de cabos, canos e outros serviços necessários ao funcionamento dos detectores internos do ATLAS.

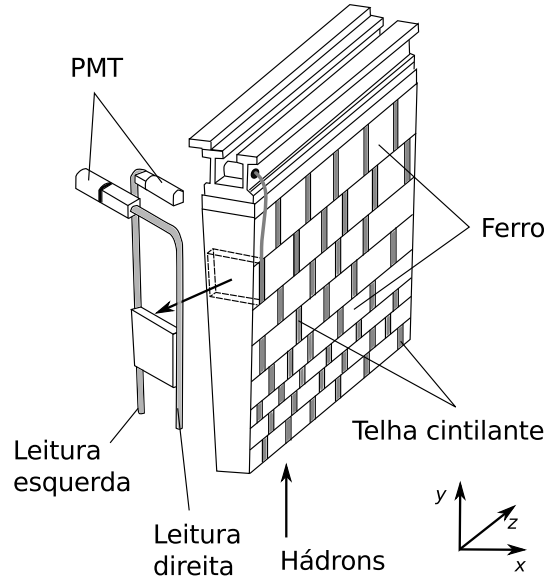


Figura 3.3: Estrutura de absorção e amostragem do TileCal (extraído de [3]).

As duas funções básicas da seção hadrônica são: a medição da energia de jatos¹ e a absorção das demais partículas não absorvidas posteriormente. Com a exceção de múons e neutrinos, todas as demais partículas são absorvidas pelos calorímetros. A seção hadrônica, assim, é fundamental para a identificação indireta de neutrinos, através do cálculo da energia transversa² faltante, ou seja, da energia que não foi absorvida pelo detector.

3.4 O calorímetro de telhas - TileCal

O calorímetro hadrônico para a parte do barril central do ATLAS é o calorímetro de telhas (TileCal, do inglês *Tile Calorimeter*), cobrindo toda a região de $0 < |\eta| < 1,7$ e de $-\pi < \varphi < \pi$. Ainda, existem dois buracos que dividem o TileCal em três regiões ao longo do eixo- z : o barril longo, no centro, dividido em LBA e LBC (*Long Barrel*, lado A, e *Long Barrel*, lado C - ver Seção 2.4.1), e os barris estendidos EBA (*Extended Barrel*, lado A) e EBC (*Extended Barrel*, lado C). Como dito anteriormente, esse buraco serve para a passagem de cabos e outros sistemas de infraestrutura para os detectores mais internos. Em φ , o TileCal é dividido radialmente em sessenta e quatro (64) módulos.

O TileCal combina, lado a lado, telhas de ferro, como material absorvedor de partículas, e telhas de plástico cintilante, como elementos amostradores de energia [26]. A Figura 3.3 ilustra a disposição das placas de ferro e plástico cintilante,

¹conjunto de partículas hadrônicas que se movem muito próximas, em forma de cone.

²energia transversa (como também o momento transverso) é definida como a projeção da energia(momento) na direção do eixo- x do detector, e é obtida a partir da equação $E_T = E \sin(\theta)$, onde θ é o ângulo de incidência da partícula em relação à direção do feixe do LHC.

para um módulo do TileCal. Partículas como prótons, nêutrons, píons (e até mesmo múons) interagem com as telhas de ferro, liberando partículas que fazem com que as telhas plástica cintilem. A luz resultante é coletada independentemente por duas extremidades das telhas (leitura esquerda e direita, Figura 3.3), de forma a dar redundância à aquisição de dados [26].

De forma a transmitir o informação luminosa das telhas cintilantes até os tubos fotomultiplicadores (PMT, do inglês *Photo Multiplier Tube*), para a conversão de luz em sinal elétrico [27], fibras WLS (do inglês *WaveLength Shifter*) são conectadas às extremidades das telhas cintilantes. Essas fibras são agrupadas para formar uma célula de deposição de energia, dispostas de forma a acompanhar ao máximo a direção das partículas resultantes da colisão (ou seja, a coordenada η). A Figura 3.4 mostra a geometria de células do TileCal. Além do mais, as células são alinhadas em três camadas de acordo com a distância para o feixe de partículas do LHC (denominadas A, BC e D, respectivamente).

Assim como no calorímetro EM, o calorímetro hadrônico tem uma boa resolução em energia para hádrons [26]:

$$\frac{\Delta E}{E} = \frac{50\%}{\sqrt{E(\text{GeV})}} \oplus 5$$

apesar da incerteza para 1 GeV ser maior do que a incerteza do calorímetro EM, a faixa de operação do calorímetro hadrônico é bem maior.

3.4.1 Eletrônica de aquisição

A cadeia de aquisição do sinal do TileCal pode ser dividida em eletrônica analógica e digital. A Figura 3.5 mostra um esquema da eletrônica de aquisição de dados do TileCal.

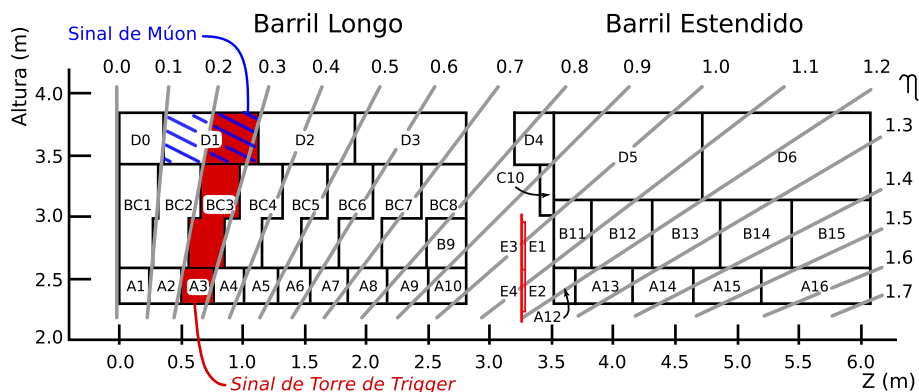


Figura 3.4: Geometria de células do TileCal.

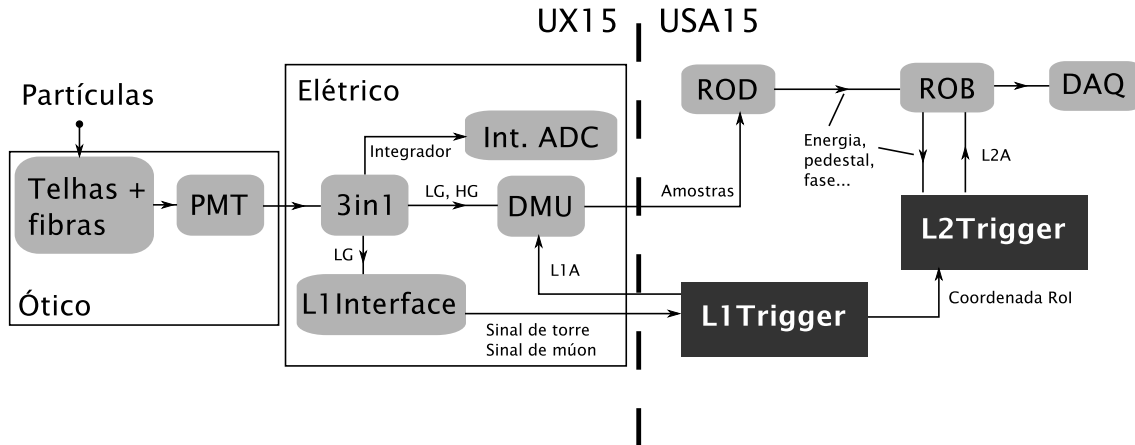


Figura 3.5: Esquema da eletrônica de aquisição do TileCal.

Front-end analógico

O sinal luminoso é convertido em sinal elétrico pela PMT [27]. Conectado diretamente à PMT, um circuito elétrico (*shaper*) faz o condicionamento do sinal, de forma a ter largura constante, de aproximadamente 50 ns, e amplitude proporcional à intensidade do sinal luminoso (logo, à energia depositada pela partícula) [28].

O *shaper* fornece dois sinais idênticos, porém com ganhos diferentes. Enquanto um é amplificado, constituindo o sinal de ganho elevado (HG, do inglês *High Gain*), o outro permanece inalterado, constituindo o sinal de baixo ganho (LG, do inglês *Low Gain*). Ambos os sinais são diferenciais, com excursão máxima de 1 Vpp, correspondente a uma partícula com carga de 800 pC e 12,5 pC, para o canal de LG e de HG, respectivamente [28]. Além disso, uma cópia do sinal de LG é disponibilizada para servir de interface com o primeiro nível de *trigger* (L1). Tanto o *shaper*, como os circuitos de ganho que disponibilizam os sinais de LG e HG se localizam numa mesma placa de circuito impresso, denominada *3in1* [28], cujo esquemático pode ser visto na Figura 3.6.

O *3in1* também tem um sistema que integra o sinal do TileCal (uma cópia do sinal na saída do *shaper*) durante um tempo predeterminado. A sua resposta também é posteriormente digitalizada e transmitida para a eletrônica de *back-end*. Esse dispositivo é importante para o monitoramento de eventos de *minimum bias*, bem como para investigar possíveis imperfeições no vedamento das PMT em relação à luz externa.

Por fim, um conjunto de capacitores, conectados a um DAC (*Digital to Analog Converters*), pode ser utilizado para simular a resposta da PMT. A carga acumulada no capacitor é transferida para o *shaper* e um pulso muito próximo ao observado no experimento é propagado pelo sistema. Essa funcionalidade serve, apenas, para calibração e monitoramento das funcionalidades eletrônicas posteriores, como a digitalização, transmissão, dentre outras.

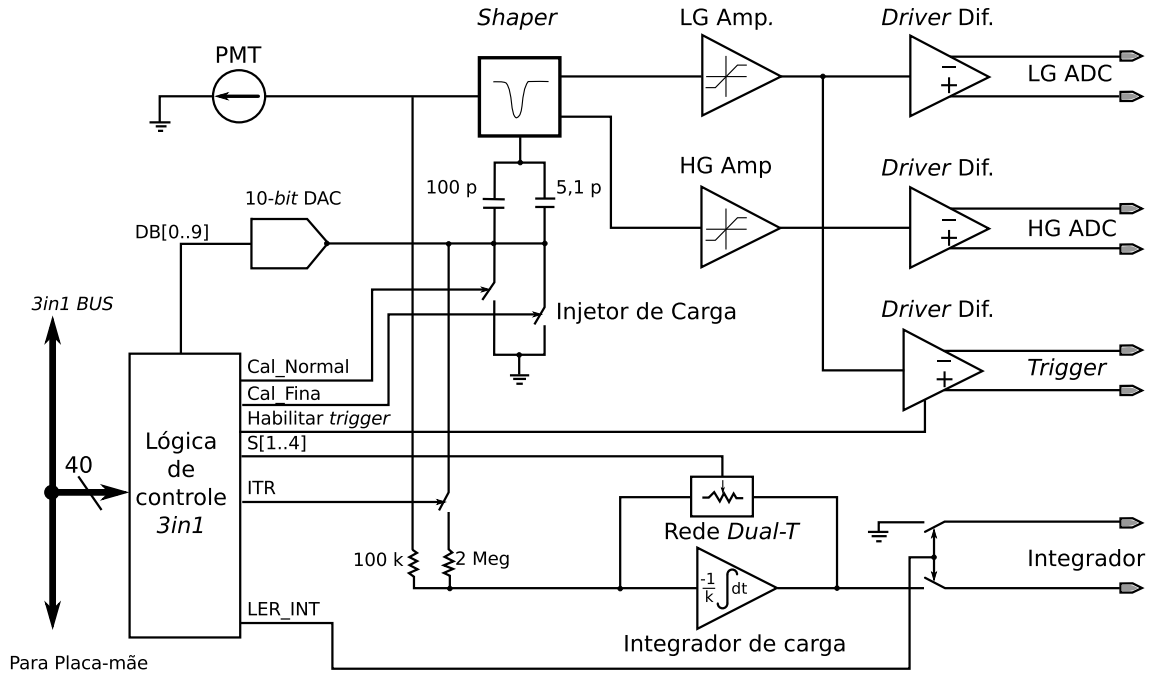


Figura 3.6: Esquemático do circuito *3in1* do TileCal.

Front-end digital

A parte digital da eletrônica de *front-end* do TileCal é responsável por digitalizar os sinais de LG e HG provenientes do circuito *3in1*, por transmitir as amostras digitalizadas para os dispositivos de leitura (ROD, do inglês *Readout Driver*), localizados fora da caverna experimental UX15, e por configurar os componentes de um módulo do TileCal.

Existem duas formas de configurar o circuito *3in1* do TileCal: através de fibras óticas, pelo sistema TTC do experimento (*Timing, Trigger and Control*) [29], e através do barramento CAN [30], especialmente para o sistema integrador. Especificamente, o TTC é responsável por distribuir o sinal de *clock* do LHC, por fornecer comunicação entre o experimento e os módulos do TileCal e por enviar o sinal de aceitação do primeiro nível de *trigger*, sincronizando, assim, todos os dispositivos de aquisição de dados.

Os sinais de LG e HG do *3in1* são recebidos por placas digitalizadoras [31], que amostram os sinais a uma taxa de 40 MHz, com 10-bits de faixa dinâmica. Cada placa digitalizadora possui dois DMU (*Data Management Unit*) que, por sua vez, recebem os sinais de três circuitos *3in1* cada. Além disso, o *clock* do digitalizador pode ser ajustado de forma a garantir que o sinal esteja centralizado na janela de digitalização. Atualmente, essa janela corresponde a 7 amostras digitais, onde a terceira amostra é ajustada para corresponder à amplitude do sinal.

Antes das amostras digitalizadas serem transmitidas para as ROD, uma lógica é aplicada para selecionar entre o canal de LG e de HG. Basicamente, se houve-

rem amostras saturadas no canal de HG, são as amostras do canal de LG que são transmitidas. Caso contrário, são transmitidas as amostras do canal de HG [32]. Diferentemente, as amostras correspondentes à digitalização do integrador do *3in1* são transmitidas através do barramento CAN [30]. Note, pela Figura 3.5, que as amostras só são transmitidas para as ROD após o recebimento de um sinal de aceitação do primeiro nível de *trigger* (L1A).

Back-end

Os dados transmitidos pelos módulos do TileCal são recebidos por dispositivos eletrônicos localizados fora da caverna experimental UX15, mas na caverna de apoio USA15. Diferentemente da UX15, a USA15 não está submetida ao ambiente radioativo inerente às colisões do LHC.

Os dispositivos de leitura (ROD) são responsáveis por receber as amostras digitalizadas dos módulos do TileCal [33], calculando a quantidade de energia que cada sinal representa. Apesar do digitalizador do TileCal ser ajustado para amostrar o pico do sinal que, por sua vez, é proporcional à energia da partícula, pequenas flutuações evitam a aquisição perfeita da amplitude do sinal. Com isso, um método sofisticado de reconstrução da energia é implementado nesse dispositivo [34].

Esse método estima três parâmetros do pulso típico do TileCal: a energia, ou amplitude do sinal, o valor de pedestal (o valor constante sobre o qual o sinal é formado), e a fase do sinal (a distância temporal entre o pico do sinal e o centro da janela de digitalização). A partir desses três parâmetros, o sinal do TileCal pode ser reconstruído.

De forma similar, os três parâmetros podem ser calculados através de um *fit* do pulso típico do TileCal às amostras digitalizadas [35]. Esse método é particularmente importante para a validação do algoritmo de filtragem ótima implementado no ROD. Por demandar todas as amostras do sinal, esse método somente pode ser utilizado fora da operação do ATLAS.

Finalmente, todos os parâmetros estimados são transmitidos para os ROB (do inglês *Readout-Buffers*), onde ficam disponíveis para o segundo nível de filtragem.

3.4.2 Interface de *trigger*

A interface entre o TileCal e o primeiro nível de *trigger* é feita através de placas de circuitos somadores rápidos [36]. Cada somador é responsável por somar os sinais de *trigger* disponibilizados pelo circuito *3in1* contidos numa torre de *trigger* (região sombreada na Figura 3.4). O sinal resultante (sinal de torre), é transmitido por longos cabos até a USA15, na área fora da caverna do experimento, onde será utilizado pelo L1 de calorimetria (L1Calo) [37].

O circuito somador é totalmente diferencial, de forma a evitar ao máximo o impacto de ruído. O sinal de soma resultante, o sinal de torre tem uma excursão máxima de 4 Vpp. Como até cinco sinais são somados, dependendo da torre de *trigger*, a relação entre tensão e carga é alterada. Enquanto no canal de LG do *3in1* essa relação é de 800 pC/V, no sinal de torre essa relação diminui para 100 pC/V.

Além do sinal de torre, o TileCal também fornece uma réplica ampliada da leitura de LG das PMT das células da última camada de deposição energética (células D). As células desta última camada de deposição de energia do TileCal (ver Figura 3.4), por serem menos suscetíveis à atividade hadrônica [3], podem ser utilizadas para a detecção de múons.

Da mesma forma que o sinal de torre, o sinal de múon, ao ser amplificado, tem a relação tensão/carga alterada. O ganho de 225 aplicado à cópia do sinal de LG leva essa relação de 800 pC/V para $\approx 3,57$ pC/V. O sinal de múon também é diferencial, com excursão máxima de 4 Vpp [36].

Deve-se notar que uma célula D pertence a duas torres de *trigger*. Dessa forma, uma torre recebe a leitura de uma PMT, enquanto a outra torre recebe a leitura da outra PMT. A célula D central (D0) é especial, uma vez que fica dividida entre o lado A e o C do detetor. Assim, um lado recebe a informação de uma leitura, enquanto o outro lado recebe a informação da outra leitura. Dessa forma, cada célula D fornece dois sinais de múon.

O sinal de múon, originalmente, foi concebido para auxiliar o primeiro nível de *trigger* referente a múons (L1Múon), no eventual caso de um aumento considerável na taxa de *triggers* falsos devido a efeitos de radiação da caverna [38], mencionados na seção 2.4.3 (o efeito da radiação no L1Múon será discutido no próximo capítulo). Este sinal, porém, foi desenvolvido para um futuro *upgrade* e, por isso, não será utilizado no início das operações do ATLAS.

Capítulo 4

Sistema de múons

Esse Capítulo aborda as características mais relevantes sobre as câmaras de múons do ATLAS, responsáveis pela detecção e medição do momento transverso de múons. Fisicamente, o espectrômetro de múons (nome dado ao sistema de câmaras) é dividido em câmaras de quatro tecnologias: CSC, MDT, RPC e TGC. Enquanto o RPC e o TGC são utilizados como detetores de múon no primeiro nível de filtragem do ATLAS, o MDT e o CSC são utilizados para reconstruir a trajetória de múons em alta resolução (porém, não disponível no primeiro nível de filtragem). Como a identificação de múons nesse estudo é concentrada na região central do ATLAS, atenção será dada ao detetor RPC e ao MDT, já que o TGC e o CSC são utilizados na região das tampas.

4.1 *Resistive Plate Chambers*

Na região central do ATLAS, a região do barril, a detecção de múons no L1 é feita através de câmaras de prato resistivo (RPC) [5]. Devido à rápida resposta e resolução temporal, utiliza-se o RPC no L1, ao invés das câmaras de precisão MDT. O RPC é formado por três planos (RPC1, RPC2, ou *pivot*, e RPC3, como pode ser visto na Figura 4.1), utilizados para estimar, em baixa resolução, o momento transverso (p_T) de múons. As câmaras são dispostas de forma a cercar toda a região em volta dos calorímetros, em φ , e ocupando a região de $|\eta| < 1.05$. A partir de $|\eta| > 1.05$, o MS é composto por câmaras de outra tecnologia (TGC) [5].

Cada plano do RPC consiste em dois volumes, definidos por pratos resistivos feitos de baquelite (uma resina sintética, quimicamente estável e resistente ao calor). Esses dois volumes são ocupados por gases ionizantes. Em cada lado das câmaras, fitas de metal são responsáveis pela leitura do sinal produzido. Essas fitas são dispostas ao longo de η e φ , fornecendo a granularidade necessária ao sistema. Por fim, um campo elétrico uniforme permeia os gases, sendo utilizado para amostrar a carga de partículas incidentes [5].

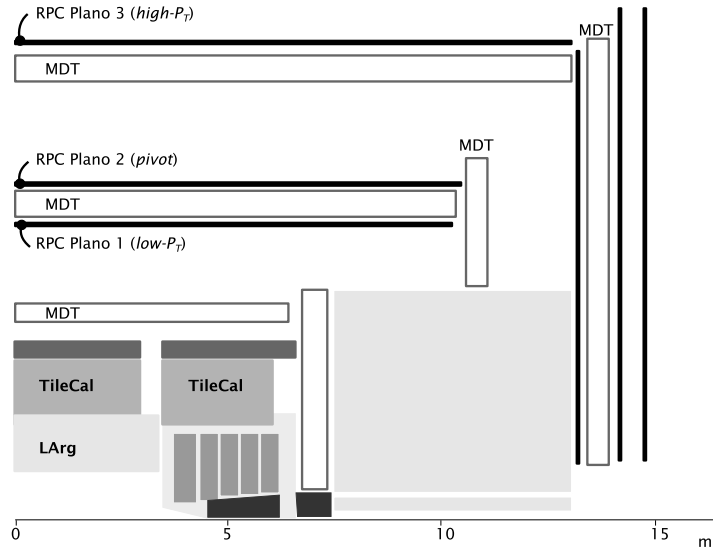


Figura 4.1: Esquema com os planos do RPC, extraído de [1].

Partículas eletricamente carregadas, como múons, ao cruzar o detetor, ionizam os gases do RPC. Elétrons são liberados e atraídos pelo campo elétrico até as extremidades da câmara, onde são coletados pelas fitas de metal. O sinal elétrico gerado depende, exclusivamente, da mistura gasosa utilizada [5]. Os sinais das fitas metálicas são conduzidas até uma eletrônica simples, que compara esses sinais com valores pré-determinados. A resposta, digital, indica a presença, ou ausência, de sinal. Dada as características das câmaras, a influência do ruído eletrônico pode ser negligenciada [5].

O RPC fornece uma resposta indicando a passagem, ou não, de uma partícula eletricamente carregada. Como espera-se que a maior parte das partículas geradas pelas colisões sejam absorvidas no ID ou nos calorímetros, somente múons interagem com o RPC. A distribuição espacial e temporal dos pontos sensibilizados (comumente chamados de *hit*) pela passagem de um múon é suficiente para uma estimativa de baixo nível de seu momento transversal [4]. De acordo com a física de interesse do ATLAS (Tabela 5.1, com o menu de interesse do L1), o RPC deve fornecer uma estimativa para baixo momento transversal ($p_T < 10\text{GeV}/c$) e para alto momento transversal ($p_T > 10\text{GeV}/c$). No total, o RPC classifica o múon incidente em seis patamares de p_T , três para baixo p_T , e três para alto p_T .

4.1.1 Geometria de *trigger*

O espectrômetro de múon (MS) é dividido em três níveis de câmaras, de acordo com a distância do feixe de partículas do ATLAS. A Figura 4.2 mostra a numeração e a divisão lógica do MS. Esse níveis são chamados de *inner*, *middle* e *outer* e se localizam, respectivamente, a 3,5 m, 5 m e 7 m do eixo- z . Em φ , o MS é dividido,

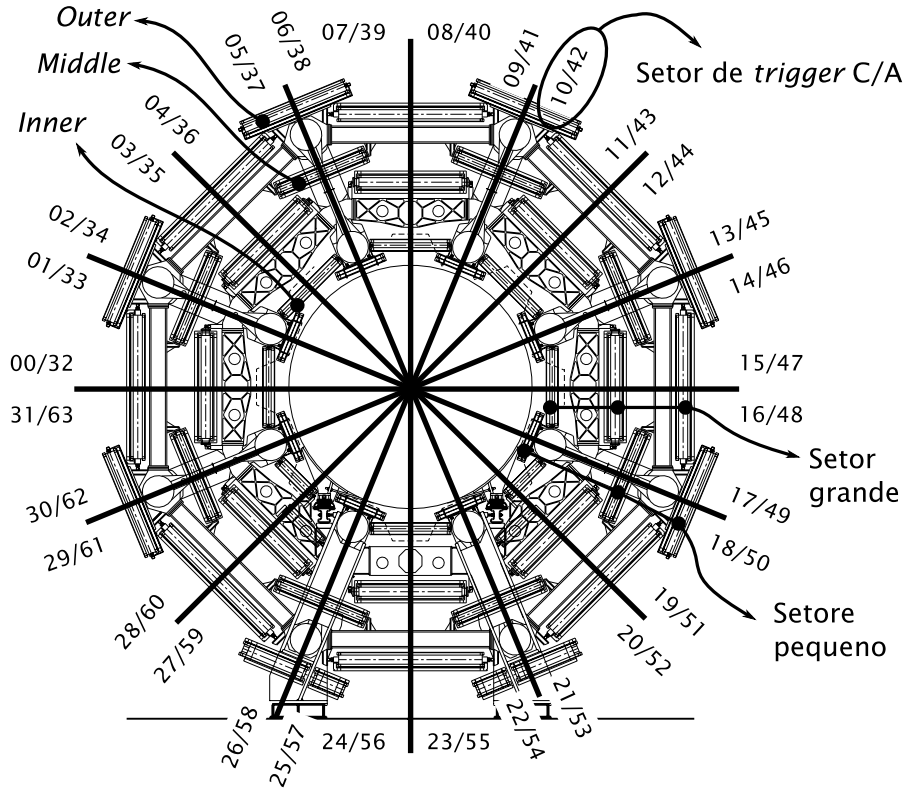


Figura 4.2: Esquema com os setores de *trigger* do MS, extraído de [1].

logicamente, em 64 setores de *trigger* (grandes e pequenos, como pode ser visto na Figura 4.2), sendo que cada lado do detetor (A e C) possui 32 setores cada.

Cada câmara no plano *pivot* define duas regiões de *trigger* em $\eta \times \varphi$, chamadas de PAD (*Processor Box*) [4]. Também, cada câmara pertence, logicamente, a dois setores de *trigger* diferentes. Uma PAD tem a granularidade de $\Delta\eta \times \Delta\varphi \simeq 0,2 \times 0,2$, enquanto, dentro de uma PAD, regiões de interesse são definidas [4]. A região da PAD, definida no *pivot*, é extrapolada para os outros dois planos. Note que as ROI definidas no MS são fixas, diferentemente das ROI selecionadas nos calorímetros. Uma ROI ocupa, aproximadamente, $0,1 \times 0,1$ em $\eta \times \varphi$. A Figura 4.3 mostra o mapa de ROI do RPC. Note que algumas regiões do plano $\eta \times \varphi$ não possuem ROI definidas, devido às características mecânicas do ATLAS. Essas regiões serão explicadas numa seção futura.

Pode-se notar, pela Figura 4.2, que existem pequenas regiões em φ onde diferentes setores de *trigger* se sobrepõem. Múons que cruzem o detetor por essas regiões serão visto por dois setores diferentes. Posteriormente, uma lógica retira a ambiguidade, selecionando somente um dos setores. Da mesma forma, ROI dentro de um mesmo setor de *trigger* podem apresentar regiões de sobreposição. Diferentemente do caso entre setores, a sobreposição entre ROI é solucionada pela eletrônica de aquisição responsável pela PAD [4].

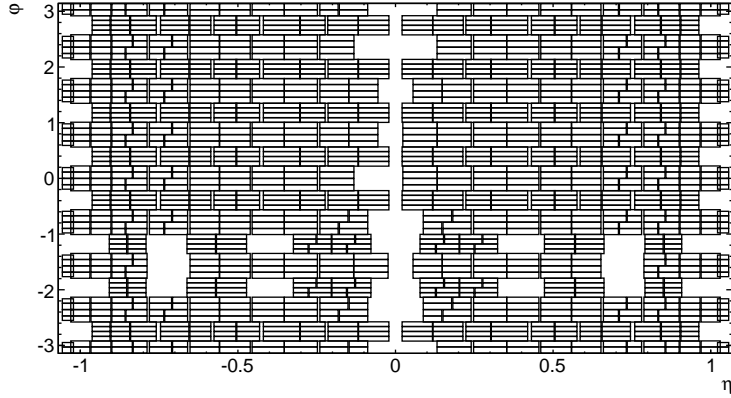


Figura 4.3: Mapa de ROI do RPC, extraído de [1].

4.1.2 Eletrônica de aquisição

Os sinais oriundos do RPC são amplificados, conformados e discriminados numa placa eletrônica localizada na própria câmara, conectada diretamente às fitas metálicas amostradoras [5]. Os sinais oriundos da câmara são *time-over-threshold* [39], de forma a prover informação temporal à passagem do múon. A Figura 4.4 mostra um diagrama em blocos do sistema de aquisição de sinais do RPC.

O condicionamento digital dos sinais, bem como a maior parte das funções de *trigger* e de leitura desses sinais são implementados nos processadores de uma PAD. No total, os sinais contidos numa PAD são processados por duas PAD *boards*, uma para cada conjunto de patamares (baixo p_T e alto p_T). A lógica para classificar o momento transversal do múon necessita dos sinais de PAD vizinhas, dos planos RPC1 e RPC3. Assim, essas PAD próximas em η e φ devem compartilhar seus sinais.

Após classificar o momento transversal do múon, toda a informação relevante (BCID, patamar de p_T e etc.) é acumulada numa memória tipo FIFO. Ao receber um sinal de aceitação do evento no L1 (L1A), os dados são transmitidos, por fibras óticas, até a USA15. Toda a informação do RPC contida num setor de *trigger* é recebida por um módulo chamado *Sector Logic* (SL), existindo, assim, 64 módulos. O SL serve para agrupar todos os sinais e estabelecer a comunicação com os ROD do RPC e a interface com o sistema de *trigger* do ATLAS.

A interface final entre o RPC e o processador central de *trigger* (CTP, do inglês *Central Trigger Processor*) [40] é feita em duas etapas. Primeiramente, os sinais recebidos por uma SL são enviados a placas de interface, chamadas de (MUCTPI *Interface Boards*). Posteriormente, todas as placas de interface do RPC se comunicam com um módulo chamado de MUCTPI, responsável pela interface com o CTP propriamente dita. É o MUCTPI, que possui a informação de todos os setores de

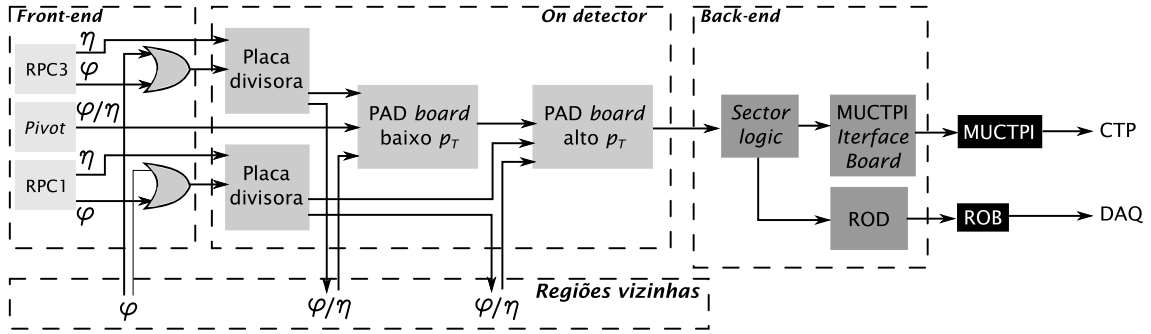


Figura 4.4: Diagrama em blocos do sistema de aquisição de dados do RPC, extraído de [4].

trigger, o responsável por eliminar a duplicidade de regiões de sobreposição entre setores.

Um ROD do RPC recebe informação proveniente de dois SL, ou seja, 32 ROD são necessários para a aquisição de toda a informação do RPC. Diferentemente, cada SL se comunica com um MUCTPI *Interface Board*, sendo necessários 64. Após receber todas as informações, o ROD codifica a informação - no padrão exigido pelo sistema de aquisição de dados do ATLAS - e a transmite para as memórias de leitura (ROB), onde será utilizada pelo segundo nível de filtragem.

Por fim, a eletrônica de aquisição do RPC foi implementada levando em conta um futuro *upgrade*, onde a informação do TileCal também seria utilizada. Os sinais provenientes do calorímetro são recepcionados através do MUCTPI *Interface Board*, que somente os transmite ao respectivo SL. Qualquer lógica adicional de *trigger* deve ser implementada no SL.

4.2 Monitored Drift Tubes

O MDT (*Monitored Drift Tubes*) é responsável pela medição da trajetória de múons na direção da curvatura de sua trajetória. Como as câmaras são imersas num constante e elevado campo magnético, partículas eletricamente carregadas, como múons, têm sua trajetória desviada (em η). Assim, sabendo a sua trajetória, é possível determinar o momento da partícula detetada [5]. Como a maior parte das partículas originadas da colisão do LHC foi absorvida pelos calorímetros, somente múons são observados pelas câmaras.

As câmaras de MDT do detetor são arranjadas em três camadas concêntricas ao redor do feixe do LHC (ver Figura 4.2), completando totalmente a região em φ , salvas as limitações das regiões de cobertura discutidas na seção anterior. Em η , o MDT abrange a região $|\eta| < 2,7$. As câmaras são dispostas de forma que o comprimento de seus tubos esteja na direção paralela ao campo magnético.

Uma câmara do MDT possui várias camadas de tubos metálicos, preenchi-

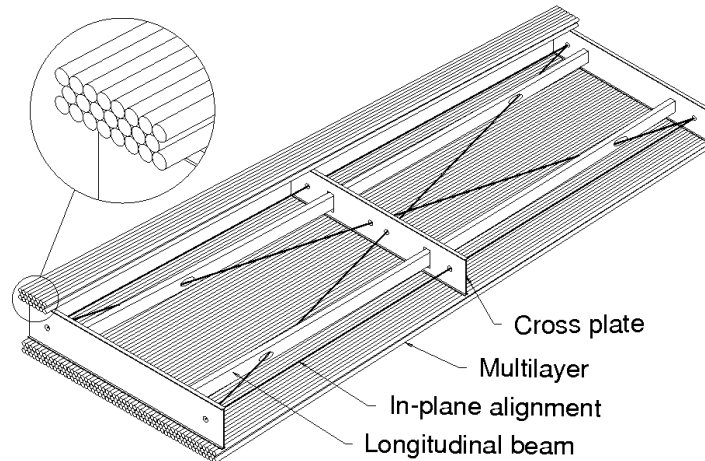


Figura 4.5: Esquemático de uma câmara de MDT [5].

dos com uma mistura gasosa de gás carbônico (7%) e argônio (93%) em alta pressão. No centro de cada tubo, um fio fino de tungstênio-rênio é mantido em alta tensão (3080 V), enquanto o tubo metálico é aterrado. A Figura 4.5 mostra o esquemático de uma câmara de MDT. Pode-se ver que cada câmara possui dois conjuntos, cada um com três a quatro camadas de tubos. O fio metálico dentro de cada tubo deve estar centralizado com uma precisão menor do que $10 \mu m$. Além disso, os tubos devem estar alinhados entre si e entre as outras estruturas do ATLAS. Assim, a geometria de cada câmara é monitorada por quatro sensores ópticos (dois em paralelo, dois em diagonal). Qualquer desalinhamento pode ser monitorado e corrigido posteriormente, na reconstrução *offline* do evento. Desta forma, consegue-se uma resolução espacial média, por tubo, de $80 \mu m$ [41].

4.2.1 Eletrônica de aquisição

Os fios centrais de cada tubo são conectados a diferentes canais de aquisição. Uma placa de aquisição, localizada na própria câmara, recebe os sinais de 24 tubos. Essa placa é responsável pela detecção de sinal, monitoramento, controle e transmissão dos dados para a USA15, onde estão localizadas os RODs. A Figura 4.6 mostra um esquemático da eletrônica de aquisição acoplada a uma câmara de MDT. Pode-se ver que, nesse caso, a informação de 24 tubos é processada por uma placa de aquisição (ASD, do inglês *pre-Amplifier, Shape and Discriminator*), cuja principal função é identificar a presença de sinal no fio central do tubo. Posteriormente, as informações processadas são transmitidas para os RODs do sistema de múon,

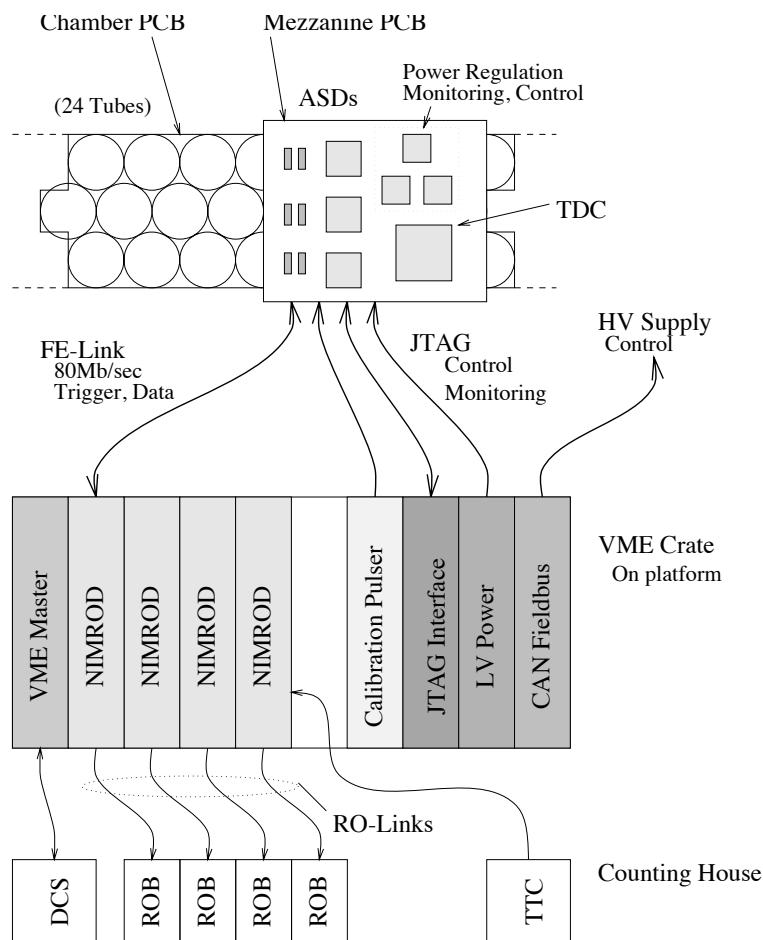


Figura 4.6: Esquemático do sistema de aquisição dos sinais de uma câmara de MDT [5].

localizados na USA15 (e disponibilizadas para o ATLAS através do sistema de leitura do detetor).

O sinal gerado pelos elétrons liberados da mistura gasosa é amplificado na placa de aquisição. Quando uma partícula eletricamente carregada cruza o volume gasoso, ela ioniza os átomos da mistura gasosa, liberando elétrons. Os elétrons livre migram para o fio metálico, ionizando outros átomos da mistura gasosa no caminho, num processo em cadeia. Conforme os elétrons liberados atingem o fio central, a corrente elétrica observada varia. A Figura 4.7 ilustra esse processo. Conforme o múon atravessa o tubo (linha cheia), os elétrons liberados pela ionização do gás são atraídos para o fio central (linha tracejada). Os primeiros elétrons a chegarem ao fio são aqueles cuja distância à trajetória do múon é a menor (R_{min}). Isso gera um pico no sinal elétrico observado pela eletrônica de aquisição. Conforme elétrons de outros pontos da trajetória atingem o fio central, outros picos são formados no sinal elétrico, até aqueles elétrons que foram liberados de ionizações mais distantes do fio central (R_{max}). Porém, para todos os fins, somente o primeiro pico é considerado. Um filtro por patamar é utilizado para separar o pico do sinal elétrico do

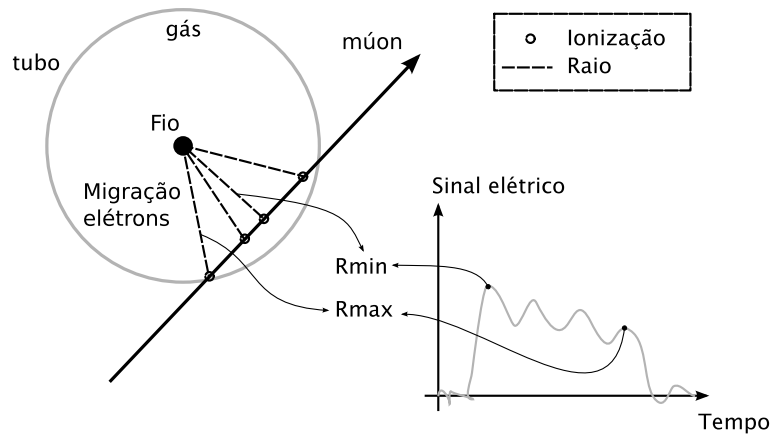


Figura 4.7: Processo de formação do sinal elétrico observado na eletrônica de aquisição de um tubo do MTP (extraído de [5]).

ruído eletrônico presente no canal de aquisição, de forma que os efeitos do ruído são minimizados [42].

A placa de aquisição possui, também, um dispositivo TDC (do inglês *Time to Digital Converter*). O TDC é responsável por estimar o período de tempo entre o sinal observado em cada tubo e um sinal externo. Através da distância temporal entre a discriminação do primeiro pico do sinal elétrico observado e o sinal de *trigger* gerado pelo detetor de primeiro nível (RPC, no barril), pode-se estimar a distância entre o fio central do tubo e a trajetória do múon.

Note que a distância entre a trajetória do múon e o fio coletor central dos tubos do MDT é radial. Algoritmos de reconstrução de trajetórias são utilizados no sistema de filtragem de múons para a confirmação dos candidatos a múons identificados pelo MDT. Esses algoritmos utilizam a informação de todos os tubos do MDT para selecionar candidatos a múons. A Figura 4.8 ilustra um exemplo de reconstrução de trajetória. As circunferências tracejadas representam os possíveis pontos onde a partícula atravessou o tubo, dado o sinal (consequentemente o raio em relação ao fio coletor) observado naquele tubo. Note que deve ser ajustada uma linha reta entre as três camadas de tubos de uma câmara, que tangencie a circunferência de cada tubo. Eventuais sinais devido a ruído, ou a outras partículas que venham a cruzar o MDT (raios cósmicos, fluxos secundários devido a radiação da caverna, entre outras fontes), têm uma mínima probabilidade de formar padrões válidos. Posteriormente, as informações de uma câmara também são caracterizadas em relação às informações de outras câmaras, para a estimação do momento transversal do múon.

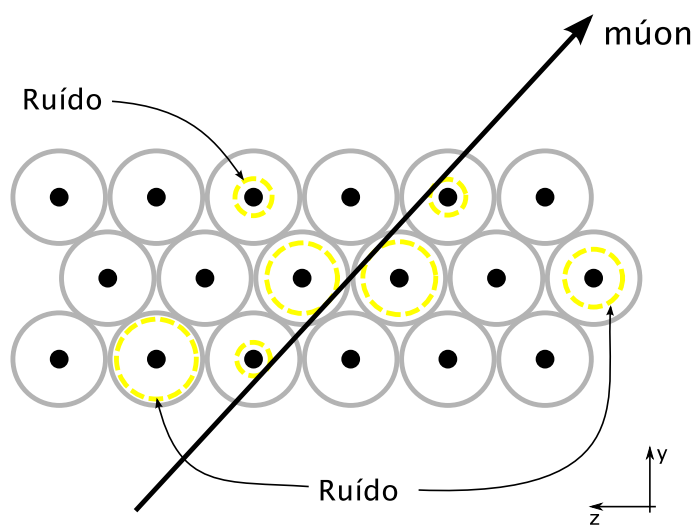


Figura 4.8: Utilizando a informação de outros tubos, é possível reconstruir a possível trajetória do múon pelo MDT com elevada precisão.

Capítulo 5

Seleção *online* de eventos

Muitas das colisões ocorridas no ATLAS não são capazes de gerar os processos físicos de interesse, seja por deficiências técnicas e instrumentais, seja pela raridade de cada processo. A elevada taxa de colisões, além de aumentar a observação dos raros processos físicos de interesse, aumenta a quantidade de processos físicos já bem conhecidos e, assim, desinteressantes para o experimento. Um sistema *online* de seleção de eventos, então, evita o desnecessário acúmulo de processos desinteressantes (ruído de fundo do experimento), que podem, eventualmente, impedir a observação dos eventos de interesse do experimento.

Esse capítulo descreve a solução implementada no projeto do detetor ATLAS para a seleção *online* de eventos. O capítulo se dedica, também, a descrever os algoritmos utilizados pelo ATLAS para a identificação de elétrons e múon.

5.1 O sistema de filtragem do ATLAS

O ATLAS deve gerar, ao todo, uma quantidade de informação de, aproximadamente, 1,5 MB por evento [6]. Como a taxa de colisão do LHC é de 40 MHz, um fluxo de 60 TB por segundo de informação será gerada pelo ATLAS. Combinando com a luminosidade máxima que pode ser alcançada, esse fluxo pode aumentar ainda mais.

Implementado em três níveis em cascata, o sistema de *trigger* deve diminuir a taxa de eventos de 40 MHz (1 GHz em alta luminosidade) para, aproximadamente, 200 Hz. A Figura 5.1 mostra o esquema para o sistema, em conjunto com as estruturas para aquisição de dados.

5.1.1 Primeiro nível de filtragem

O primeiro nível (L1) é responsável pelo maior corte na taxa de eventos, com a menor latência (2,5 μ s) [6]. De forma a diminuir a taxa de eventos de 40 MHz para não mais que 75 kHz (esse valor poderá chegar a 100 kHz), esse nível é completamente

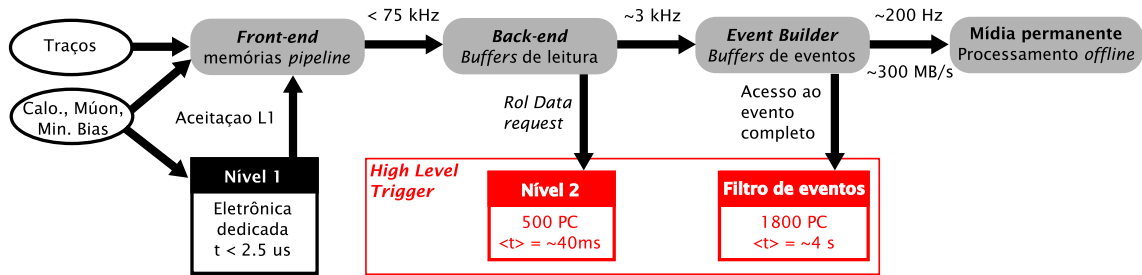


Figura 5.1: Esquema do sistema de filtragem (*trigger*) do ATLAS, adaptado de [6].

implementado em *hardware* programável. A tecnologia FPGA foi escolhida para a maior parte dos sistemas do L1, por causa de sua flexibilidade e velocidade de processamento [43]. Em certas aplicações, porém, ASIC são utilizados (do inglês *Application Specific Integrated Circuit*).

Para que o máximo tempo de processamento disponível seja respeitado, o primeiro nível tem acesso somente à informação dos calorímetros e do espectrômetro de múon (RPC e TGC), uma vez que o detetor interno tem uma granularidade muito fina. Além disso, a informação disponível neste nível tem granularidade menos fina. Para o caso dos calorímetros, uma região de $0,1 \times 0,1$ em $\eta \times \varphi$ é definida, denominada de torre de *trigger*. Toda a informação de energia depositada dentro de uma torre de *trigger* é somada, formando uma única quantidade a ser considerada nos algoritmos do L1 de calorimetria (L1Calo). Já para múons, regiões de *trigger* previamente definidas são selecionadas de acordo com a configuração dos pontos do espectrômetro excitados pela passagem do múon (L1Múon).

Finalmente, após as decisões do L1Calo e do L1Múon, as ROI são disponibilizadas para os níveis superiores de *trigger* [44]. Dependendo das características extraídas pelo L1, o evento é classificado baseado de acordo com um menu de canais físicos de interesse (ver Tabela 5.1). Pode-se notar que a margem de erro entre a taxa de eventos esperada no menu e a taxa de eventos máxima permitida pelo L1 é maior do que o dobro (40 kHz contra 100 kHz). Os cortes de p_T (momento transverso ¹), de energia transversa (E_T) e de energia transversa faltante ($E_{T,faltante}$) podem ser modificados durante a operação do ATLAS para que as taxas de um determinado menu sejam aumentadas ou diminuídas. Note, também, que elétrons e múons são as partículas mais frequentes observadas no L1.

Durante todo o processamento do L1, os dados dos calorímetros, detetor interno e câmaras de múon ficam armazenados em memórias sequenciais, até que a decisão de aceitar, ou rejeitar, o evento é tomada pelo L1. Se o evento for aceito, a informação é transferida para os dispositivos de leitura do segundo nível de filtragem (L2, do inglês *Level-2*).

¹Momento transverso é o vetor de momento que tem direção perpendicular ao feixe de partículas

5.1.2 Níveis superiores de filtragem

Devido a características semelhantes de implementação, o segundo e o terceiro nível de filtragem são chamados de níveis superiores de filtragem (HLT) [44]. Diferentemente do L1, o HLT é todo implementado em *software*.

O objetivo do L2 é confirmar a decisão do nível anterior, reduzindo a taxa de eventos de 75 kHz para ≈ 3 kHz, num tempo máximo de processamento de 40 ms. Para isso, o L2 tem acesso à granularidade plena do detetor nas regiões de interesse selecionadas pelo L1. Posteriormente, o terceiro nível, também chamado de filtro de eventos (EF, do inglês *Event Filter*), utiliza toda a informação do evento para refinar ainda mais a decisão do L2. Cabe ao EF diminuir ainda mais a taxa de eventos, de 3 kHz para não mais que 200 Hz, num tempo máximo de processamento de 4 s. Ambos os níveis têm acesso à resolução plena do detetor [6].

A Figura 5.2 mostra com detalhes a movimentação de dados do detetor e a arquitetura do HLT. Após o evento ser aceito pelo L1, toda a sua informação fica armazenada na forma de fragmentos em *buffers* de leitura (ROB), pertencentes ao sistema de leitura do detetor (ROS, do inglês *Readout System*). Ao mesmo tempo, informações sobre as ROI aceitas pelo L1 são transmitidas ao construtor de ROI (ROIB, do inglês *ROI builder*), do HLT. Sua função é agrupar os fragmentos de dados de cada subdetetor e disponibilizá-los ao supervisor do L2 (L2SV, do inglês *L2 Supervisor*). O L2SV, por sua vez, é responsável por atribuir uma ROI a uma unidade de processamento do L2 (L2P, do inglês *L2 Processing Unit*). É o L2PU o responsável por rodar algoritmos capazes de validar a decisão do L1, retornando essa nova decisão ao L2SV. Toda a comunicação dentro do L2 é possibilitada por uma rede Ethernet de alta velocidade (L2N, do inglês *L2 Network*). Finalmente, o L2SV transmite a decisão do L2 para o gerenciador de fluxo de dados (DFM,

Tabela 5.1: Taxa de eventos esperada para o menu físico de interesse do L1.

Objeto de interesse	Frequência (kHz)
Múon, $p_T > 20$ GeV	4
Par de múons, $p_T > 6$ GeV	1
Grupo único EM isolado, $E_T > 30$ GeV	22
Par de grupos EM isolados, $E_T > 20$ GeV	5
Jato, $E_T > 290$ GeV	0,2
Três jatos, $E_T > 130$ GeV	0,2
Quatro jatos, $E_T > 90$ GeV	0,2
Jato, $E_T > 100$ GeV e $E_{T,faltante} > 100$ GeV	0,5
Tau, $E_T > 60$ GeV e $E_{T,faltante} > 60$ GeV	1
Múon, $p_T > 10$ GeV e grupo EM isolado, $E_T > 15$ GeV	0,4
Outros eventos	5
Total	~ 40

do inglês *Dataflow Manager*), onde o evento será apagado, em caso de rejeição, ou propagado para o EF, em caso de aceitação.

No último nível de filtragem, o EF, o DFM seleciona qual processador SFI (*Sub-Farm Input*) deve requisitar os dados do evento ao sistema de leitura (ROS). De posse dos dados, o SFI indica qual processador do EF (EFP, do inglês *Event-Filter Processor*) deve analisar o evento. Após algoritmos especializados operarem sobre as informações do evento, a decisão final é transmitida para o SFO (*Sub-Farm Output*), que envia a informação completa do evento a mídias permanentes, possibilitando uma posterior análise *offline* mais robusta e criteriosa.

5.1.3 Sistema emulador do *trigger*

A colaboração ATLAS desenvolveu um *framework*, chamado *Athena*, para a emulação dos algoritmos do sistema de *trigger* [45]. O *Athena* recebe os dados de resposta do detetor a diversos processos físicos e executa os algoritmos de *trigger* de todos os níveis [45]. Dessa forma, a colaboração pode testar e criar algoritmos cada vez melhores antes do LHC entrar em operação.

O *Athena* é extremamente flexível e implementado em linguagens orientadas a objeto, como C++ [46] e Python [47]. Algoritmos podem ser implementados e executados em distribuições locais do *Athena*, possibilitando que novos, ou específicos, algoritmos sejam desenvolvidos sem comprometer a operação do experimento. O *Athena* suporta tanto dados simulados, quanto dados reais de colisões do LHC. Essa flexibilidade permite que os mesmos algoritmos desenvolvidos baseados em simulações possam ser executados considerando a operação do experimento.

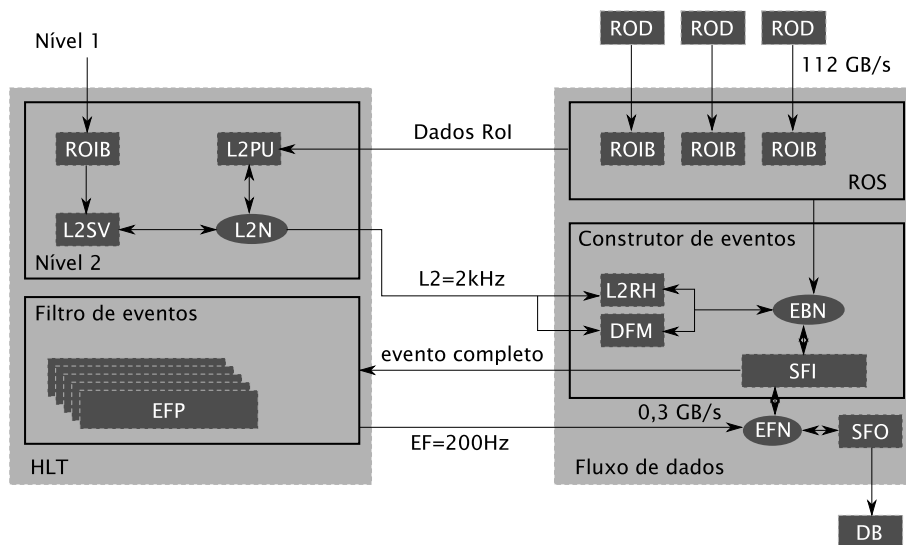


Figura 5.2: Detalhes da arquitetura do HLT e da movimentação de dados do detetor às mídias permanentes, adaptado de [44].

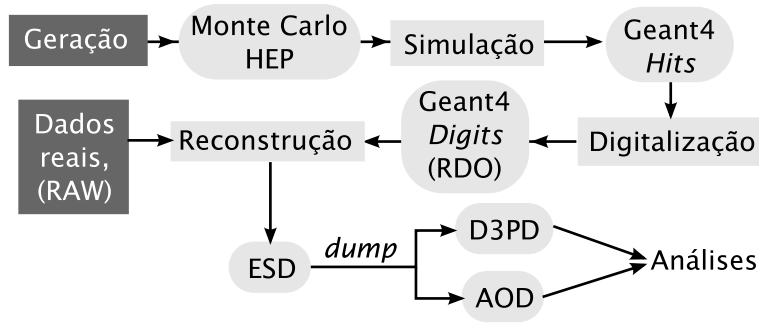


Figura 5.3: Geração de dados do ATLAS para análise via *Athena*.

A Figura 5.3 mostra as etapas de transformação dos dados, desde sua forma bruta, codificada nos fragmentos recebidos pelo sistema de leitura do ATLAS, até uma configuração mais alto nível, baseada em árvore, e facilmente acessível através da ferramenta de análise ROOT [48]. Todas as etapas podem ser feitas através do *Athena*. Note que os dados finais, analisáveis, podem ser criados a partir de simulações de Monte Carlo, ou de dados reais, compostos pela resposta do detetor às colisões do LHC.

No caso de dados simulados, além da simulação dos processos físicos de interesse (através de simuladores especializados, como o *Pythia* [49]), deve-se simular a interação das partículas com os materiais que formam o detetor (*Geant Hits*) e a resposta do detetor a essas partículas (*Geant Digits*). No caso do ATLAS, a ferramenta *Geant* é utilizada para simular a sua resposta [50], e é indiretamente executada pelo *Athena*. Nesse ponto, dados simulados e dados reais são praticamente idênticos (a não ser pela presença de informações específicas sobre a simulação de Monte Carlo): o processo de reconstrução do evento é praticamente o mesmo para os dois tipos de dado.

Após a reconstrução, informações como a energia depositada nas células dos calorímetros, traços de partículas no detetor de traços e nas câmaras de múon, estão disponíveis em um arquivo denominado ESD (do inglês *Event Summary Description*), evitando que todo o evento deva ser reconstruído para diferentes análises.

A partir daí, opta-se pela escrita (*dump*) dessas informações em árvores D3PD ou AOD, possibilitando a sua análise no ROOT. Esses dois tipos de árvores armazenam a as características extraídas por cada algoritmo do L1, L2 e EF, bem como o resultado de seus respectivos algoritmos de hipótese. Os dados dessas árvores são utilizados para a estimação da eficiência de cada algoritmo, para a caracterização dos processos físicos de interesse, dentre outras atividades.

Outros efeitos também podem ser considerados, como empilhamento de eventos (colisões consecutivas nas mesmas regiões do detetor), radiação de fundo da caverna, *minimum bias* [51], e simplesmente são somados à simulação principal em alguma etapa do processamento dos dados.

5.2 Radiação de fundo da caverna

Uma das principais fontes de *triggers* falsos no L1Múon é a radiação de fundo presente na caverna onde o ATLAS se localiza [52]. Essa radiação é proveniente, basicamente, de colisões inelásticas entre os pacotes de prótons que são acelerados no LHC. De forma secundária, as partículas do feixe podem interagir com as estruturas ao redor do feixe, também proporcionando atividade radioativa na caverna [52]. Posteriormente, os efeitos de radioatividade inundam a caverna, principalmente, de nêutrons e fótons.

Os efeitos de radiação podem ser observados em todos os subdetetores do ATLAS. No *inner detector*, a radiação pode danificar os pixels, aumentando a corrente de vazamento dos semicondutores e levando a medições erradas. Nos calorímetros, pode levar a efeitos de empilhamento, o que diminui a resolução em energia do detetor. No espectrômetro de múons, a radiação da caverna pode dar origem a partículas penetrantes, que podem falsear a presença de múons. Todos esses efeitos têm um caráter aleatório, uma vez que não se pode prever, nem onde, nem quando, nêutrons e fótons serão criados.

A quantidade de radiação na caverna foi simulada através de simuladores especializados (foi utilizado o *Fluka* [53]). Uma vez simulados os processos físicos relativos à radiação da caverna, a resposta do detetor é simulada. Finalmente, os algoritmos de *trigger* podem ser emulados no *Athena*.

As taxas de *trigger* de múons referentes ao RPC, entretanto, não podem, ainda, ser consideradas. O RPC utiliza informação temporal para a estimação do momento da partícula incidente. O L1Múon somente pode ser corretamente simulado após uma precisa calibração temporal das câmaras do RPC. Assim, somente a distribuição espacial dos *hits* no RPC é considerada no algoritmo. Por utilizar medições mais precisas, os algoritmos de múon do HLT são menos vulneráveis aos efeitos da radiação da caverna. A taxa de *triggers* falsos pode, então, ser negligenciada [44].

Entretanto, a fim de evitar uma degradação do L1 devido a uma inesperada taxa de *triggers* falsa, uma combinação entre MS e calorímetro pode ser vislumbrada ainda no L1. Um dos objetivos do sinal de múon do TileCal é possibilitar essa combinação. Além disso, o TileCal pode ajudar a diminuir a taxa de *triggers* provenientes de decaimentos hadrônicos, como mencionado nas seções anteriores.

5.3 Arquitetura do *High-Level Trigger*

As regiões de interesse aceitas pelo L1 são processadas pelos níveis superiores de filtragem (HLT). Uma arquitetura flexível foi concebida para possibilitar o desenvolvimento e a operação de algoritmos de filtragem, para possibilitar o monitoramento

online do sistema, bem como para a rápida e fácil intervenção durante a operação do experimento. Essa arquitetura é baseada em *menus* de *trigger*, cadeias de algoritmos e compartilhamento de informação [54].

Cada algoritmo de filtragem desenvolvido deve ser logicamente dividido em duas partes: extração de características (*feature extraction* - FeX) e teste de hipótese (*hypothesis test* - Hypo). Para a obtenção dos dados através do sistema de aquisição de dados do detetor, um conjunto de algoritmos foi implementado pela colaboração para uniformizar, isolar e otimizar essa etapa (EDM, do inglês *Event Data Model*). A combinação desses três subalgoritmos distintos forma uma cadeia (chamada de *chain*), que pode ser vista na Figura 5.4.

Uma *chain* pode ser interpretada como um sistema: possui uma entrada, um processamento e uma resposta. As ROI do L1, de acordo com as suas características, são classificadas em itens. Um item do L1 pode se conectar a diversas *chains* no L2. Estas, por sua vez, se conectam a outras *chains* no EF. A resposta do EF define se o evento deve ser gravado em mídia permanente. Dessa forma, assinaturas de interesse do experimento (a detecção de partículas com determinadas características) podem ser mapeadas através de diferentes conexões entre itens e *chains*. Finalmente, um *menu* de *trigger* é definido como um conjunto de assinaturas.

A Figura 5.4 ilustra a arquitetura do sistema. Pode-se ver que um mesmo item do L1 alimenta mais de uma *chain* no L2, principalmente por causa da sua baixa resolução. Já nos outros níveis, é possível classificar a partícula em *chains* de maior resolução. Como exemplo, as ROI selecionadas pelo item *MU4* do L1 alimentam as *chains*

O sistema fornece duas formas de controlar a taxa de eventos aceitos: alteração no algoritmo Hypo, ou a utilização de *prescales*. De forma a padronizar a configuração dos diversos algoritmos de teste de hipóteses, o sistema de filtragem copiou o modelo utilizado no ambiente *offline* de análises do ATLAS. Os algoritmos Hypo são configurados por um critério *tight* (certamente a partícula observada é interessante), por um critério *loose* (observa-se uma grande quantidade da partícula desejada, mas também uma quantidade considerável de falso alarme) e por um critério *medium* (tentativa de equilibrar os dois extremos da classificação). Já o *prescale* controla a quantidade de objetos que alimentam os itens e *chains* do sistema de filtragem: de forma aleatória, um evento observado pelo item/*chain* em cada N é processado pelo sistema. Assim, um *prescale* de 100, por exemplo, no item *MU4* faz com que somente 1 em 100 eventos observados por este item seja processado pelo seu algoritmo. Note que um *prescale* no L1 também inibe eventos nos outros níveis, ao passo que um posterior *prescale* no L2 tem um efeito multiplicativo na taxa de inibição de eventos.

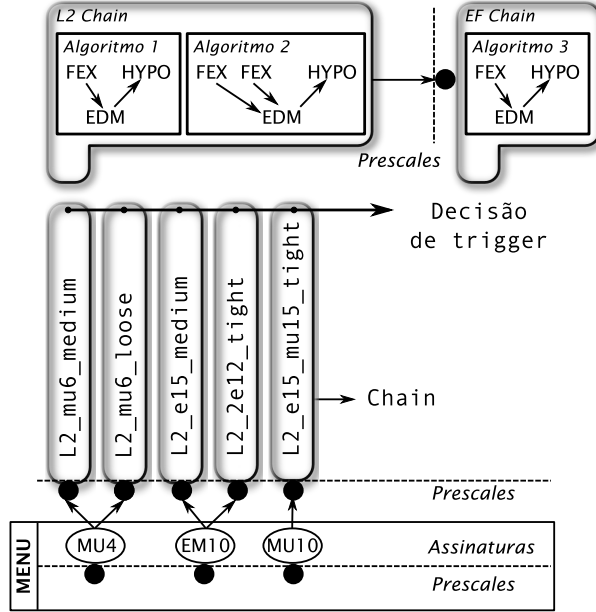


Figura 5.4: Ilustração da arquitetura do sistema de filtragem do ATLAS.

5.4 Identificação de elétrons

Elétrons são primeiramente identificados no L1 de acordo com a energia armazenada em agrupamentos de células do calorímetro EM. Como jatos de outras partículas também excitam o calorímetro EM, a energia armazenada no calorímetro hadrônico também é utilizada para uma primeira separação entre elétrons e jatos. Em todos os níveis do sistema *online* de filtragem, bem como no ambiente *offline*, os algoritmos de referência do ATLAS se baseiam em janelas de deposição de energia. O algoritmo alternativo considerado nessa tese, por sua vez, se baseia em anéis concêntricos de energia. Esses algoritmos serão estudados nas seções a seguir.

5.4.1 L1Calo

O primeiro nível de calorimetria (L1Calo) faz cortes simples em energia para identificar possíveis elétrons. Como o tempo de latência deste nível é muito curto, esses cortes são implementados em *hardware*, através da soma da energia transversa estimada de células numa janela de $0,4 \times 0,4$ no plano $\eta \times \varphi$ [55]. As células de ambos os calorímetros eletromagnético e hadrônico são utilizadas (ver Figura 5.5).

A janela de $0,4 \times 0,4$ percorre todo o calorímetro ($|\eta| < 2,5$), em passos de 0,1 em η e φ (note que isso corresponde à resolução do L1 de uma torre de *trigger*). Em cada uma dessas janelas dinâmicas, quatro somas totais são calculadas:

Núcleo: soma da energia das torres numa região $0,2 \times 0,2$ em $\eta \times \varphi$, localizadas no centro da janela.

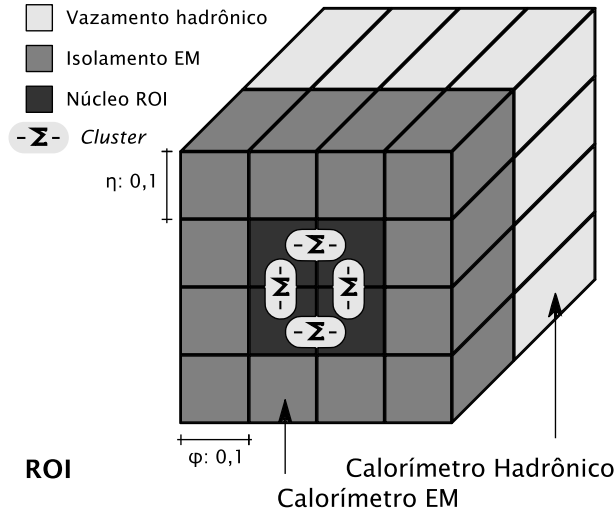


Figura 5.5: Algoritmo de seleção de partículas eletromagnéticas no L1, adaptado de [1].

E_T : sobreposição de quatro *clusters* eletromagnéticos (EM), correspondentes à soma de duas torres de *triggers*. Considera-se o *cluster* mais energético para a aplicação do corte. É esta soma a energia transversa da ROI, no L1.

HAD_{core} : soma da energia das quatro torres ao redor do centro da janela, considerando somente as torres do calorímetro hadrônico.

EM_{isol} : anel de isolamento eletromagnético, formado pela soma da energia das torres ao redor do núcleo (quatro torres centrais).

Caso as somas energéticas descritas satisfaçam determinadas condições, a ROI é classificada como um possível objeto eletromagnético. Outro algoritmo semelhante classifica a ROI como um jato. Então, as ROI eletromagnéticas são categorizadas de acordo com a sua energia transversa e mapeadas nos itens do L1. Eventualmente, essas ROI alimentam as *chains* do HLT [56].

5.4.2 HLT

Como no L1, a energia das células é somada de acordo com janelas no plano $\eta \times \varphi$, a fim de confirmar a decisão do nível anterior. Diferentemente do L1, cuja resolução mínima é a torre de *trigger*, o HLT utiliza a informação individual de cada célula dos calorímetros (resolução total). Também, cada ROI selecionada é associada a possíveis trajetórias calculadas no detetor interno de traços.

Devido aos objetivos dos estudos mostrados nessa tese, dois algoritmos são descritos em detalhes: o algoritmo padrão do ATLAS, denominado *T2Calo* [57], e o algoritmo alternativo *Neural Ringer* [58]. Ambos podem ser auxiliados pela decisão de algoritmos baseados no detetor de traços, os quais não serão descritos, uma vez

que o foco de estudo, para o canal elétron/jato, é a utilização da calorimetria como sinal principal para a identificação de partículas no HLT.

T2Calo

O algoritmo padrão do sistema de filtragem do ATLAS é o *T2Calo*. Primeiro, o algoritmo refina a posição da ROI, anteriormente calculada baseada na informação do L1, através do baricentro energético, que é calculada considerando as células da segunda camada EM. Posteriormente, janelas são aplicadas ao *cluster* de célula, extraindo características energéticas e o perfil longitudinal de deposição de energia do chuveiro eletromagnético [59]. Essas informações são condensadas em quatro variáveis altamente discriminantes:

R_{core}: razão de núcleo, calculada na segunda camada eletromagnética. Consiste na razão entre a energia total numa janela de 3×7 células e a energia total numa janela de 7×7 células, ambas ao redor do baricentro do *cluster*.

E_{ratio}: razão de energia, calculada na primeira camada eletromagnética. Consiste na razão entre a diferença das energias das duas células mais energéticas, e a soma da energia dessas células. As células devem estar numa janela de $0,125 \times 0,2$ (em $\eta \times \varphi$) ao redor do baricentro do *cluster*.

E_{TEM}: é a soma da energia transversa de todas as células das três camadas EM, numa janela de 3×7 células ao redor da célula mais energética da segunda camada EM.

E_{HAD}: é a fração entre a quantidade de energia depositada nas três camadas do calorímetro hadrônico e a quantidade de energia depositada nas três camadas do calorímetro eletromagnético, calculada numa janela de $0,2 \times 0,2$ em $\eta \times \varphi$ ao redor do baricentro do *cluster*.

Pode-se notar que a estratégia do HLT é a mesma que a do L1, porém com uma granularidade mais fina. As quantidades descritas anteriormente são extraídas pelo subalgoritmo de extração de características do *T2Calo*. Posteriormente, essas variáveis são apresentadas a um teste de hipótese:

$$[R_{core} > \lambda_1] \text{ ou } [E_{ratio} > \lambda_2] \text{ ou } [E_{TEM} > \lambda_3] \text{ ou } [E_{HAD} < \lambda_4]$$

Caso uma das cláusulas acima seja satisfeita, a ROI é aceita como um objeto eletromagnético.

O *T2Calo* é continuamente aprimorado pela colaboração. Além das 4 variáveis descritas anteriormente, outras menos discriminantes são utilizadas em condições

especiais. Com isso, o algoritmo consegue corrigir pequenas ineficiências. Além disso, os patamares de discriminação (λ_i) são otimizados de tempos em tempos para se adequarem à operação do experimento. Outra característica desses patamares é a sua definição de acordo com a posição em η da ROI, uma vez que a própria granularidade do calorímetro varia de acordo a posição em η das suas células.

Neural Ringer

O *Neural Ringer* é um algoritmo que combina extração de características e teste de hipótese para a discriminação de elétrons. A informação de calorimetria das regiões de interesse selecionadas pelo L1 é compactada na forma de anéis concêntricos de deposição de energia. Posteriormente, uma rede neural classificadora, previamente treinada, opera sobre a informação dos anéis para identificar a região de interesse como um elétron/jato.

Todas as células de deposição de energia dos calorímetros eletromagnético e hadrônico, dentro da ROI, são utilizadas. Primeiramente, o algoritmo procura pela célula mais energética da segunda camada eletromagnética. Essa célula forma o primeiro anel. A energia das células vizinhas ao primeiro anel são somadas, formando a energia do segundo anel. Esse processo é repetido até que todas as células da região de interesse sejam utilizadas (ou um número máximo de anéis seja alcançado). Esse processo é repetido em todas as camadas dos calorímetros, utilizando a posição da célula mais energética da segunda camada eletromagnética como referência para o primeiro anel das outras camadas. A Figura 5.6 ilustra a configuração de anéis para diferentes camadas dos calorímetros. Esse mapeamento em anéis concêntricos preserva as características de deposição de energia de elétrons e jatos, contribuindo para a classificação de cada partícula [22].

No total, cem anéis são extraídos das sete camadas dos calorímetros. Cada camada tem um número próprio de anéis, de acordo com a sua granularidade (ver Tabela 5.2). Além dos anéis, diferentes tipos de normalizações também podem ser empregadas [58]. O padrão do algoritmo, porém, é a normalização de cada anel pela energia total dos anéis.

Posteriormente, todos os anéis são apresentados a uma rede neural artificial, previamente treinada, para a decisão final entre aceitar ou rejeitar a ROI.

O *Neural Ringer* foi primeiramente estudado a fundo em 2005 [60] e 2006 [61] [62], quando foi apresentado como um algoritmo alternativo à colaboração, ainda em

Tabela 5.2: Número de anéis extraídos em cada camada.

Camada	Calorímetro eletromagnético				Calorímetro hadrônico		
	pre-sampler	EM 1	EM 2	EM 3	HAD 1	HAD 2	HAD 3
# Anéis	8	64	8	8	4	4	4

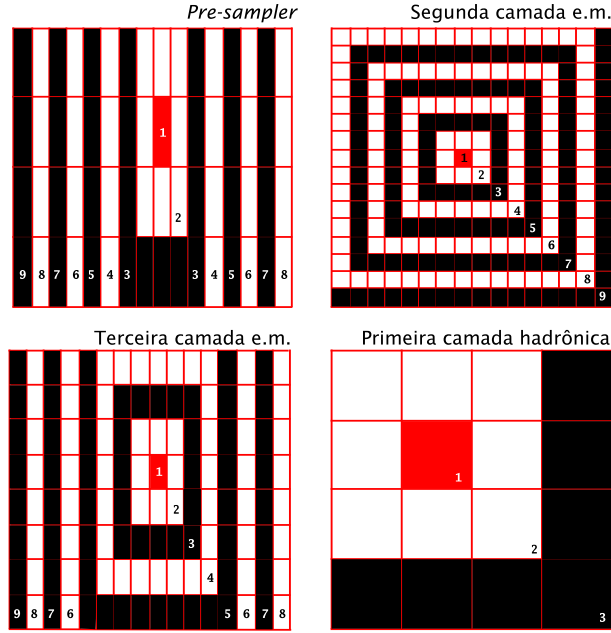


Figura 5.6: Ilustração de diferentes configurações de anéis para diversas camadas dos calorímetros do ATLAS.

emulação isolada do experimento. Posteriormente, essa versão isolada foi incorporada à infraestrutura do *Athena*, possibilitando a extração *online* dos anéis em simulações de Monte Carlo e em dados de raios cósmicos [63]. Essa implementação foi feita sobre a própria infraestrutura do T2Calo, possibilitando o compartilhamento de informação entre os dois algoritmos. Assim, pode-se estudar as características dos anéis extraídos para uma série de simulações diferentes, como normalização e características do treinamento das redes neurais associadas ao algoritmo [64]. Em paralelo, diversos estudos quanto ao pré-processamento utilizando técnicas de teoria da informação (ICA, PCA, PCD, dentre outras técnicas) [64] [65] foram feitos na tentativa de melhorar o desempenho do discriminador, além de diminuir a quantidade de anéis extraídos da ROI.

No entanto, nenhum estudo aprofundado foi feito quanto ao desempenho do algoritmo na operação do experimento. Dados reais de colisão, até então, eram instáveis e não forneciam estatística suficiente para uma análise robusta. Também, não eram utilizadas as informações dos algoritmos *offline* de identificação de elétrons e fótons. Assim, essa tese aborda, em profundidade, os aspectos referentes à utilização do *Neural Ringer* na operação do detetor (atualizando-o para as condições atuais do experimento), tendo em vista mostrar a capacidade do algoritmo proposto em relação ao algoritmo padrão *T2Calo*.

Identificação de elétrons no filtro de eventos

Devido ao maior tempo de latência, os algoritmos de identificação de elétrons no último nível de filtragem (filtro de eventos) são cópias simples, porém muito próximas dos algoritmos utilizados em análise *offline*. Os cortes utilizados para a identificação também são harmoniosos em relação aos cortes utilizados *offline*.

5.5 Identificação de múons

Múons detetados pelo RPC, no primeiro nível de filtragem, alimentam os algoritmos para reconstrução de múons do HLT. Além de utilizar informação com granularidade fina, os algoritmos de reconstrução do HLT têm acesso à informação de trajetória do ID e da energia perdida pelo múon nos calorímetros. Com isso, não só o momento da partícula pode ser refinado, mas também informações sobre a origem física desse múon. Essas informações são necessárias para a identificação dos processos físicos que aconteceram no detetor.

Nas seções a seguir, os algoritmos e configurações do *trigger* de múon é detalhado em cada nível.

5.5.1 L1Múon

O primeiro nível de filtragem para múons é responsável por selecionar múons em seis diferentes patamares de p_T . Esses patamares são configuráveis, de forma a controlar a taxa de eventos aceitas pelo L1. Quando em operação, três patamares serão usados para a seleção de múons com baixo p_T , e outros três para a seleção em alto p_T [7].

A disposição espacial dos *hits* no RPC é utilizada para a estimação do momento transversal do múon. A Figura 5.7 mostra dois exemplos, um para baixo e outro para alto p_T . Pode-se ver que múons com baixo p_T tendem a não alcançar o plano RPC3, mais distante do eixo- z , devido à curvatura da trajetória proporcionada pelo campo magnético. Por sua vez, múons com alto p_T têm a sua trajetória pouco alterada pelo campo, deixando *hits* nos três planos.

Adicionalmente à disposição espacial, a disposição temporal dos *hits* possibilita a rejeição de partículas aleatórias, como múons provenientes de raios cósmicos [63] e radiação da caverna. Também, essa técnica é utilizada para eliminar *hits* de múons de p_T muito baixo, que podem incidir diversas vezes no detetor.

Ao ser detetada a passagem de um múon, as coordenadas em η e φ da respectiva ROI são disponibilizadas para os demais níveis de *trigger*. Entretanto, por questões mecânicas, como a estrutura de suporte do detetor, algumas regiões do MS não são cobertas pelo RPC [5]. A Figura 5.8 mostra as regiões não cobertas pelo RPC. Múons

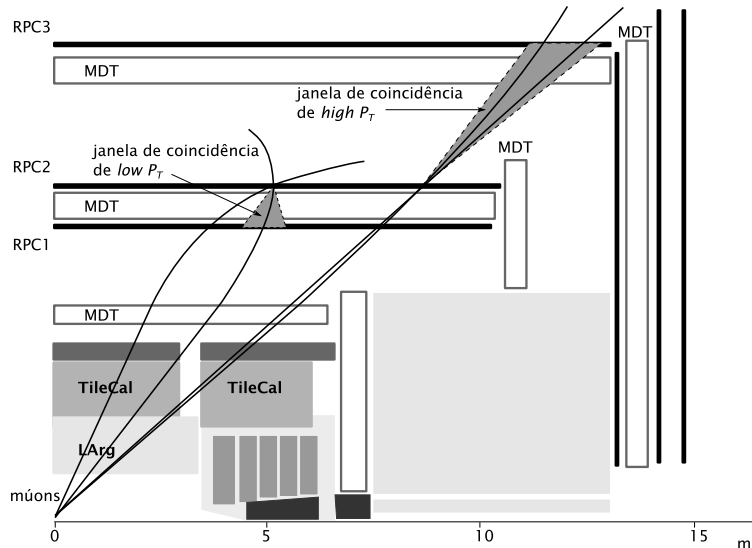


Figura 5.7: Seleção de momento transversal através dos *hits* nos planos do RPC, adaptado de [1].

que cruzem o detetor por essas regiões não poderão ser detetados. Eventualmente, alguns desses múons poderiam ser identificados através dos calorímetros.

5.5.2 HLT Múon

Os algoritmos para identificação e reconstrução de múons do HLT se baseiam na informação disponibilizada pelo L1Múon [44]. Ao invés de utilizar a informação do RPC, esses algoritmos processam a informação das câmaras de precisão. No caso da região do barril, a informação é proveniente do MDT. Com uma resolução maior do que a do RPC, a informação do MDT é utilizada para refinar a estimativa do momento transversal do múon selecionado pelo L1, através da reconstrução mais precisa de sua trajetória [5]. Isso somente é possível, dentro do tempo de latência

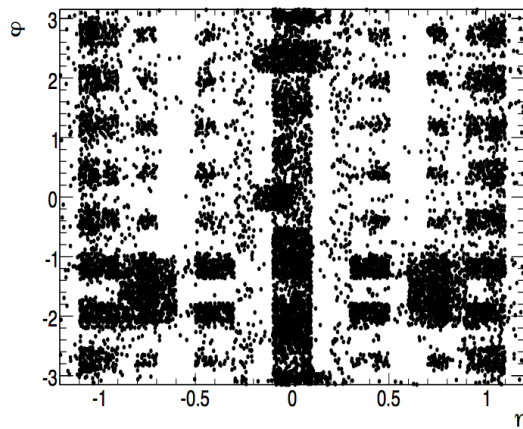


Figura 5.8: Regiões não cobertas pelo RPC, extraído de [7].

máximo do L2, porque somente a ROI é considerada.

Os algoritmos do L2 e do filtro de eventos são muito similares. Ambos são executados em *software* e ambos têm acesso à resolução plena do detetor [6]. Após receber uma ROI do L1, uma série de algoritmos é executada, e a decisão final de aceitar ou não o múon é feita em etapas [7]. A cada etapa, a decisão é refinada utilizando informação proveniente de outros subdetetores, como o ID e os calorímetros.

O HLT deve rejeitar:

- múons com p_T baixo que tenham sido selecionados pelo L1 devido à baixa resolução deste nível.
- múons provenientes de decaimentos *in flight* de píons e káons carregados.
- trajetórias falsas de múons, provenientes de *hits* associados à radiação da caverna.

A Figura 5.9 mostra a quantidade de dados esperada, por seção transversa (*cross-section*) [9], para múons de acordo com o seu momento transverso. Pode-se perceber que a maior parte dos múons de baixo- p_T observados no ATLAS são originados de decaimentos hadrônicos — píons (π) e káons (K) — e de decaimentos de *quarks* — o *bottom* (b) e o *charmed* (c). Assim, essa região de momento transverso é altamente influenciada por processos físicos desinteressantes ao experimento (decaimentos hadrônicos e *shower muons*).

Adicionalmente, o filtro de eventos deve ser capaz de reconstruir múons que não foram selecionados, nem pelo L1, nem pelo L2, seja por não atenderem os requisitos dos algoritmos destes níveis, seja porque cruzaram o detetor nas regiões não cobertas pelo RPC. Isso é possível através da combinação de todas as partículas detetadas após a colisão, uma vez que algumas propriedades físicas devem ser respeitadas, como conservação de momento [44].

muFast

O primeiro algoritmo de múons executado no HLT é o *muFast* [44]. Como somente a informação dos *hits* presentes no plano *pivot* do RPC é passada para o HLT, o *muFast* é responsável por emular a lógica básica feita no L1 [44].

Após a emulação do algoritmo do L1Múon, uma trajetória imprecisa é feita a partir dos *hits* do RPC. Um algoritmo de continuidade é executado para remover eventuais *hits* de ruído de fundo que não estejam associados à trajetória. Os tubos do MDT próximos a esta trajetória são, então, selecionados.

Finalmente, retas são ajustadas entre os tubos selecionados anteriormente, melhorando a reconstrução da trajetória do múon. Assim como no RPC, a informação

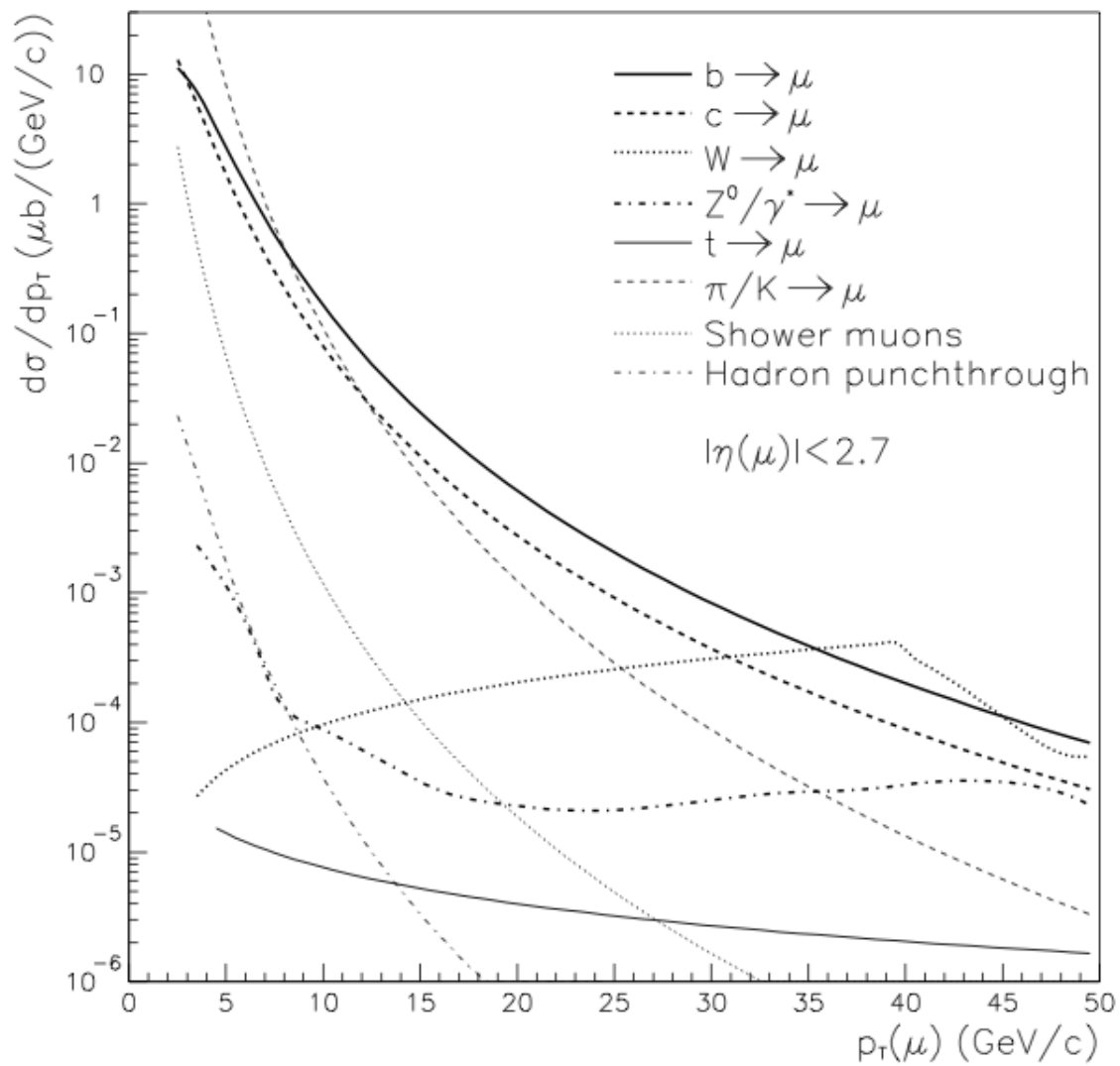


Figura 5.9: Quantidade de informação fornecida pelo detector por seção transversa de múons produzidos por diferentes processos físicos, em função do seu momento transverso, extraído de [4].

temporal está disponível para aumentar a eficiência destes ajustes. Uma estimativa rápida do p_T associado à trajetória do múon é feita através de *Look-up-Tables* [44].

muComb

O HLT também tem acesso às trajetórias detetadas pelo *inner detector* (ID). O algoritmo do L2 *muComb* é responsável por combinar as trajetórias reconstruídas pelo *muFast* e as trajetórias reconstruídas pelo ID [44]. A combinação das trajetórias dos dois subdetetores aumenta o poder de rejeição de múons provenientes de decaimentos de píons e káons, assim como de trajetórias falsas devido à radiação da caverna e raios cósmicos. Além disso, essa combinação melhora a resolução do momento estimado de múons.

O *muComb* extrapola as trajetórias reconstruídas pelo ID até o MS. O processo de extrapolação deve levar em conta muitos aspectos: a geometria do detetor, a distribuição e o tipo de material ao longo da extrapolação, a não homogeneidade do campo magnético e etc. Assim, uma extrapolação acurada é impossível devido ao tempo de latência. As influências de todas as características citadas foram parametrizadas de forma a agilizar o processamento.

Para cada trajetória combinada, um teste de χ^2 é feito para avaliar a qualidade do casamento entre o p_T estimado no ID e no MS. Por exemplo, frequentemente o valor de χ^2 é elevado para múons de decaimentos de píons e káons. Isso acontece, principalmente, porque o ID mediu a trajetória do hádron (píon ou káon), associada a um p_T elevado, enquanto o MS reconstruiu uma trajetória de baixo p_T , associada ao múon.

muIso

O terceiro algoritmo se baseia na informação extraída pelo *muComb* para refinar ainda mais a reconstrução do múon. Esse algoritmo, *muIso*, é utilizado para discriminar entre um múon isolado e não isolado. Assim como o *muComb*, o *muIso* pode ser utilizado para rejeitar múons oriundos de decaimentos de hádrons. Porém, diferentemente do *muComb*, informação de calorimetria é utilizada [7].

Dois cones concêntricos são definidos, ao redor da possível trajetória do múon, reconstruída pelos algoritmos anteriores. A energia das células dos calorímetros eletromagnético e hadrônico, contidas (ou parcialmente contidas) dentro do cone interno, são somadas. A energia somada total é atribuída ao múon. A energia total somada para o cone externo é atribuída ao ruído do detetor, aos jatos de outras partículas e etc.

TileMuId

Além dos algoritmos baseados nas informações sobre a trajetória das partículas, existe um algoritmo baseado inteiramente na energia depositada no TileCal. Esse algoritmo, o *TileMuId* [66] é especialmente utilizado para prover redundância [66]. Também, o *TileMuId* aumenta a eficiência na detecção de múons de baixo p_T , especialmente quando a ação do campo magnético é tão forte que o múon volta ao calorímetro sem deixar vestígios no MS [66].

Primeiramente, o algoritmo faz uma procura nas células da última camada do TileCal (as células D, ver Figura 3.4), em busca de uma deposição energética compatível com um múon. As células D sofrem menos atividade hadrônica que as células das outras camadas, aumentando a probabilidade da energia depositada pertencer a um múon. Posteriormente, a energia das células das camadas interiores, pertencentes à mesma torre de *trigger*, também são analisadas. Se o valor de energia de cada célula satisfizer os cortes energéticos do algoritmo, considera-se que a devida torre foi cruzada por um múon. Caso um múon seja identificado pelo algoritmo, uma ROI secundária é criada no HLT, de forma que outros subdetetores possam utilizar suas informações nessa região [66].

Algoritmos de múons para o filtro de eventos

Os algoritmos para detecção de múons do filtro de eventos seguem as mesmas estratégias dos algoritmos do L2 [44]. Porém, diferentemente do L2, o filtro de eventos tem um tempo de latência muito maior (4 s, contra 40 ms do L2). Assim, além de ter acesso à resolução plena do detetor e reconstruir o evento inteiro, combinando todas as ROI definidas no L1, os algoritmos do filtro de eventos são versões adaptadas dos algoritmos de análise *offline* [66].

Assim como no algoritmo *muComb*, a trajetória reconstruída, através da informação do MDT, é extrapolada até o ponto de interação, onde a colisão aconteceu. Nesse processo, uma descrição mais precisa da geometria do detetor, bem como das características dos materiais e do campo magnético pode ser utilizada. Outros dois algoritmos combinam as trajetórias reconstruídas no ID e no MS, de formas diferentes: enquanto um algoritmo extrapola do MS para o ID, outro extrapola do ID para o MS, de forma que ambos os algoritmos se complementem [44]. Em todos os algoritmos do filtro de eventos, a informação da energia perdida pelo múon nos calorímetros é utilizada.

Capítulo 6

Calorimetria na identificação de múons no L1

O calorímetro hadrônico central do ATLAS, o TileCal, fornece um sinal dedicado à detecção de múons no primeiro nível de filtragem. Composto pelo sinal de leitura das células da última camada do calorímetro, atualmente, esses sinais não são utilizados pelo ATLAS. Então, um sistema receptor de sinais foi projetado nesta tese, para o processamento e integração desses sinais ao ATLAS. Devido a fraca interação entre o múon e o material do calorímetro, e por outras circunstâncias de projeto, o sinal de múon fornecido possui uma razão sinal-ruído baixa. Assim, o receptor de sinais deve evitar ao máximo aumentar a contribuição de ruído e maximizar a discriminação do sinal. Primeiramente, dados experimentais com feixes de múons foram utilizados para o projeto de discriminadores e dos circuitos necessários para a recepção do sinal analógico fornecido pelo calorímetro. Posteriormente, tanto dados de simulação de Monte Carlo, quanto dados reais de colisão do LHC, foram utilizados para estimar o desempenho do sistema proposto. Devido à falta de simulações confiáveis sobre o impacto da radiação de fundo no RPC e no L1 de múons, somente o impacto na utilização do sinal do TileCal foi estudado.

6.1 Receptor de sinais

O sistema de recepção dos sinais de múon do TileCal é implementado totalmente em *hardware*, seguindo a estratégia do L1 do ATLAS. Ele deve ser programável e configurável para a correta operação [67] [68]. Também, o sistema deve se comunicar com o sistema de aquisição de dados do detetor e com o sistema de filtragem, através das estruturas e protocolos já aprovados pela colaboração [69]. Assim, deve-se utilizar, ao máximo, as soluções já propostas para outros sistemas em operação no L1. Devido à similaridade de operação, uma parte do sistema receptor é baseada

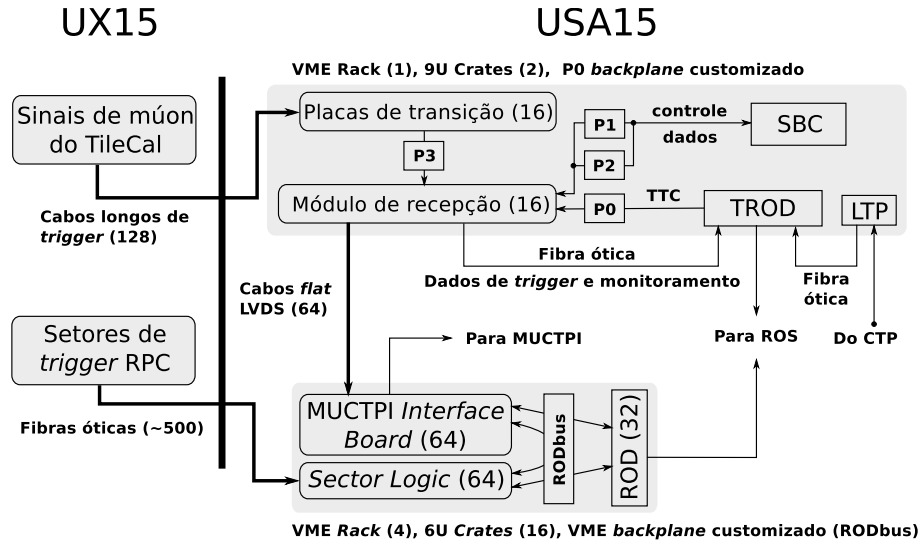


Figura 6.1: Esquema ilustrativo do sistema receptor proposto.

nos sistemas desenvolvidos para recepção e processamento dos sinais das torres de *trigger*, responsáveis pela identificação de elétrons e jatos no L1 [37].

A Figura 6.1 mostra o esquema do sistema receptor proposto. Os sinais das células da última camada de deposição de energia do TileCal são transmitidos ao longo de 128 cabos ($\approx 100\text{m}$ de extensão), da caverna experimental (UX15), até a caverna de suporte ao experimento (USA15). Os sinais transmitidos são recebidos, primeiramente, por placas de transição, localizadas na parte de trás de *crates* VME (tamanho padrão NIM 9U) [70]. O objetivo destas placas é rearrumar os sinais recebidos para utilização pelos módulos de recepção, localizados na parte frontal do *crate*. No total, são necessários 16 módulos de recepção e de placas de transição, para cada lado do detetor (A e C). A infraestrutura do sistema do L1 impossibilita que os sinais de ambos os lados sejam processados conjuntamente.

Além dos 16 módulos de recepção na parte frontal do *crate* VME, um *single-board computer* (SBC), responsável pelo controle externo dos outros módulos do *crate*, um módulo de interface com o sistema de aquisição de dados e de *trigger* (TROD, do inglês *Trigger-Readout Driver module*) e um *hardware* dedicado projetado pela colaboração para emulação do sistema central de *trigger* (LTP, do inglês *Local Trigger Processor*), extremamente importante para a calibração do sistema [40].

A interface com o sistema de múons do L1 é feita diretamente pelos módulos de recepção, através de cabos *flat* com o padrão de comunicação LVDS (*Low-Level Differential Signaling*) [71]. No total, 64 cabos são necessários para a cobertura plena do detetor, um para cada setor de *trigger* do espectrômetro de múons (ver Seção 4.1.1). No sistema de múons do L1, a informação disponibilizada pelo receptor pode ser comparada com a resposta do RPC para fins de classificação e monitoramento.

Assim, o projeto do sistema receptor cobre todos os requisitos para operação

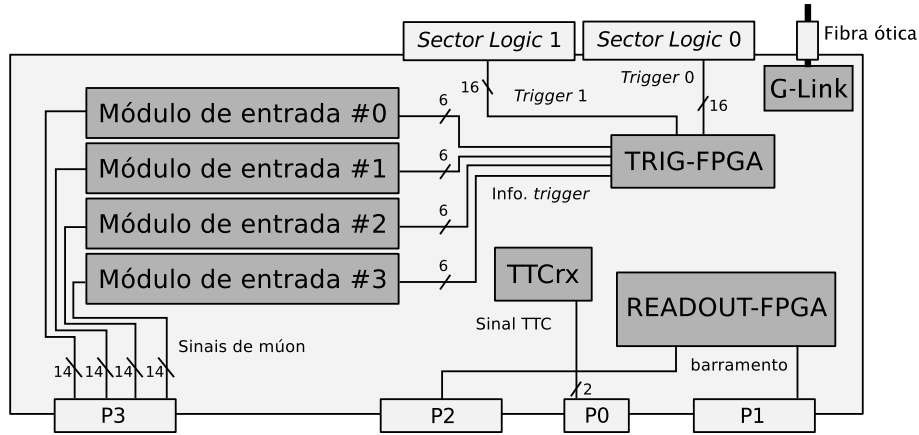


Figura 6.2: Diagrama em blocos do módulo de recepção do sistema receptor proposto dos sinais de múon do TileCal.

no L1. Por concentrar todo o processamento e a recepção dos sinais de múon do TileCal, o módulo receptor é descrito na seção a seguir.

6.1.1 Módulo de recepção

No total, um módulo de recepção processa a informação de 8 módulos do TileCal (4 do barril longo e 4 do barril estendido). Adicionalmente, o módulo de recepção possui 4 módulos de entrada, cobrindo um par de módulos do barril longo/estendido ($1,4 \times 0,1$ no plano $\eta \times \varphi$). Assim, cada módulo de entrada processa a informação contida em 7 células do calorímetro (camada D).

A Figura 6.2 mostra um diagrama em blocos do módulo de recepção. Dois dispositivos FPGA são necessários para a comunicação e controle do módulo. Enquanto o *READOUT-FPGA* controla a comunicação do módulo com o barramento do *crate* VME (através dos conectores P0, P1 e P2), o dispositivo *TRIG-FPGA* é responsável por receber a informação de *trigger* de cada módulo de entrada, empacotá-la e transmiti-la para o correspondente *hardware* no sistema de múons do L1. Esse *hardware* são os *Sector Logic* (ver Seção 4.1.2), responsáveis pelo processamento da informação de um setor de *trigger* do espectrômetro de múons.

Além dos dispositivos já mencionados, o módulo receptor possui um circuito integrado *TTCrx* [72], implementado pela colaboração, responsável pela decodificação da informação transmitida pelo sistema central de *trigger* (recebido pelo módulo *TROD* e redirecionado para cada módulo de recepção do *crate*). É por esse dispositivo que o sinal de *clock* utilizado no sistema é recebido, possibilitando a operação síncrona com o experimento. Por fim, o módulo possui um dispositivo *G-Link* [73] para envio de informações de monitoramento ao sistema de aquisição de dados do detetor (ROS - *Readout System*), através do módulo *TROD*. Outros dispositivos periféricos, como memórias EPROM, reguladores de tensão, entre outros,

não aparecem ilustrados na Figura 6.2.

6.1.2 Módulo de entrada

A detecção e operação do sistema necessita de três funcionalidades sobre os sinais recebidos: discriminação de sinal, estimação de energia e identificação de *bunch-crossing* (informação temporal sobre qual colisão do LHC gerou o sinal observado). Para a execução de todas essas funcionalidades, o sinal recebido deve ser digitalizado. A fim de aumentar a razão sinal-ruído (SNR), os dois sinais provenientes de uma mesma célula D do calorímetro (cada célula possui dupla leitura, Seção 3.4) são somados. Considerando que o ruído observado em cada canal de leitura da célula é Gaussiano e decorrelacionado, a soma dos dois sinais aumenta a SNR em $\sqrt{2}$. Para isso, foi projetado um circuito somador analógico simples, antes da digitalização do sinal.

A Figura 6.3 mostra o circuito de soma do módulo de entrada. Primeiramente, os sinais diferenciais recebidos são transformados em unipolares. Transformadores de larga banda passante são utilizados. (A0, na Figura 6.3). A relação de espiras entre o primário e o secundário é unitária. Note que a configuração é invertida, de forma que o sinal somado resultante seja positivo.

O estágio A1 possui amplificadores operacionais configurados como *buffers*. Foi escolhido o OPA684, por possuir a opção de desabilitar a saída [74]. Essa funcionalidade é importante para a eventual desabilitação de canais ruidosos. A saída dos amplificadores é conectada a um filtro passa-baixa RC, de forma a evitar a contribuição de ruído de alta frequência ao sinal resultante. Esse filtro possui ganho de 0,5, evitando a saturação do amplificador do estágio posterior (A2), e possui frequência de corte de 20 MHz. Como o sinal de múon do TileCal tem uma banda de até 8 MHz [36], ele não deve ser significativamente afetado por esse filtro.

A soma dos sinais provenientes de uma mesma célula D é realizada no estágio A2.

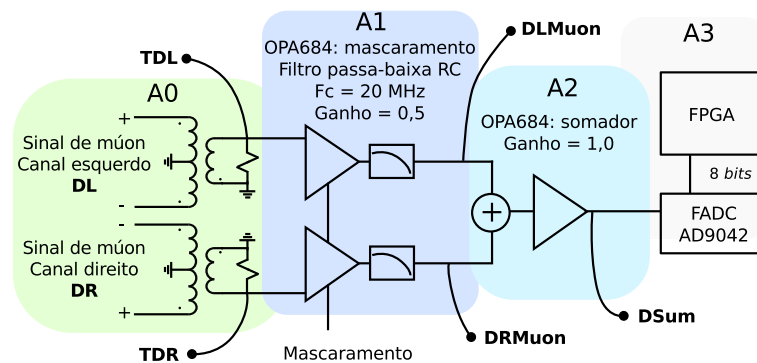


Figura 6.3: Diagrama em blocos do circuito de recepção do módulo de entrada, para células cujos sinais de múon são somados.

As correntes dos sinais da leitura esquerda (DL) e direita (DR) da célula são somadas e convertidas em tensão por um amplificador operacional em configuração de soma invertida. Em princípio, o OPA684 também é utilizado, porém não haverá a opção de desabilitar a sua saída.

O sinal de soma resultante é conectado ao FADC (AD9042), no estágio A3. A digitalização é feita a uma taxa de 40 MHz e, embora 12 *bits* estejam disponíveis, somente 8 *bits* são utilizados. A palavra digital é lida por um dispositivo FPGA. É nesse dispositivo que os discriminadores de sinais operam, bem como a estimação da energia depositada na célula e a identificação do *bunch-crossing*.

Um circuito alternativo é necessário para a célula D0 do calorímetro. Enquanto um sinal de múon é transmitido para a eletrônica de aquisição do L1 do lado A do detetor, o outro é transmitido para o lado C. Como o sistema receptor acompanha essa divisão física do detetor, os dois sinais da célula D não serão somados. Nesse caso, o sinal é simplesmente dividido por 2, de forma a manter a relação entre os sinais recebidos e a energia que eles representam.

6.1.3 Teste com feixes de múon

Antes da produção dos módulos do TileCal utilizados no experimento, os seus protótipos, bem como toda a eletrônica de aquisição, foram testados com diversos feixes de partículas [75]. Em especial, feixes de múon de energia fixa foram disparados contra o calorímetro em valores fixos de η , simulando a passagem de múons vindos do ponto de colisão do LHC. Apesar da energia do múon ser sempre a mesma, a resposta do calorímetro é estocástica, uma vez que depende da interação atômica da partícula com o material amostrador do TileCal.

Uma configuração especial foi feita para a aquisição dos sinais analógicos de *trigger* do TileCal. Enquanto o sinal digital foi transmitido para o ROD e gravado em mídia permanente, os sinais de torre e de múon foram transmitidos a um FADC [75]. Assim como o sinal digital do TileCal, os sinais de torre e de múon foram amostrados

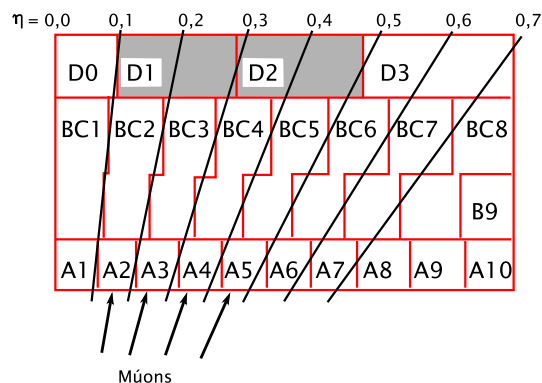


Figura 6.4: Células D utilizadas no projeto dos discriminadores de sinais.

a uma taxa de 40 MHz, com 8 *bits* de faixa dinâmica. No total, 12 amostras de, aproximadamente, 25k sinais foram salvas, para cada posição em η atingida pelo feixe. Também, ruído foi adquirido na inexistência de feixes cruzando o calorímetro, à mesma taxa de amostragem e faixa dinâmica.

Cintiladores foram colocados antes e depois do calorímetro. Os sinais do calorímetro somente eram adquiridos caso ambos os cintiladores indicassem a passagem de múons. No total, são utilizados neste estudo sinais correspondentes a múons cruzando o calorímetro pelas células D1 e D2 (ver Figura 6.4). Como as células D ocupam duas posições em η , cada célula possui cerca de 50k sinais de múon e 25k sinais de ruído. Os resultados de simulações desses dados no módulo de entrada do sistema de recepção são apresentados na próxima seção.

6.2 Simulações no PSpice

O circuito de soma proposto foi simulado no simulador PSpice [76]. Análises no tempo e na frequência são feitas de acordo com essas simulações. Todos os sinais de múon digitalizados foram simulados no circuito de soma do módulo de entrada, para as células D1 e D2, em conjunto com os respectivos sinais de ruído.

Primeiramente, os sinais digitalizados foram convertidos para tensão, onde o valor é de 4,9 mV/ADC [75]. Após simulados, a digitalização do AD9042 do módulo de entrada foi também simulada, num total de 8 *bits* (de 0 a 255 ADC). A saturação no AD9042, em 255 ADC, corresponde a uma energia de 14 GeV depositada na célula (7 GeV para cada sinal de múon). Após a simulação, uma amostra do sinal é perdida, totalizando 11 amostras digitalizadas.

Análise na frequência

Como a banda do sinal de múon do TileCal é de 8 MHz, os filtros RC passa-baixa do módulo de entrada, projetados para uma frequência de corte de 20 MHz, não devem influenciar significativamente no sinal. Para isso, a resposta em frequência do circuito foi simulada [77].

A Figura 6.5 mostra a resposta em frequência do circuito de soma do módulo de entrada, medida na saída do amplificador operacional do estágio de soma (DSum, no estágio A2 da Figura 6.3). Pode-se ver que a frequência de corte, em 3 dB, dos filtros RC está próxima do esperado, em 19,5 MHz. A frequência em 3 dB inferior, de ~ 339 Hz, é devido aos efeitos indutivos dos transformadores.

Da mesma forma, o ruído adicionado pelos amplificadores operacionais e os outros dispositivos do circuito não pode ser elevado. O espectro de ruído do circuito também foi simulado e pode ser visto na Figura 6.6. Integrando o espectro so-

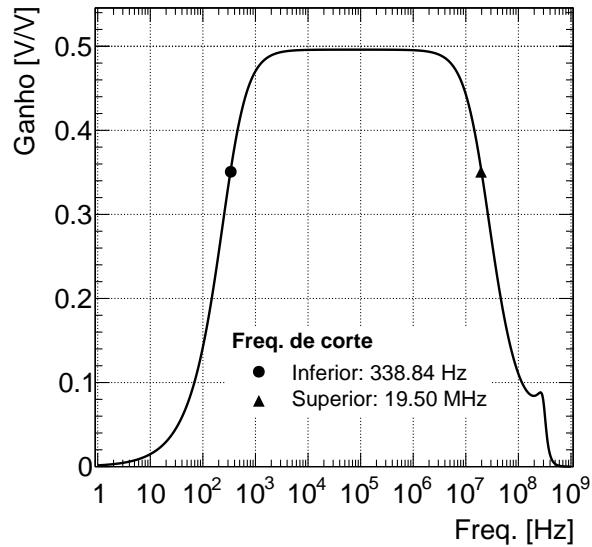


Figura 6.5: Resposta em frequência do circuito de soma do módulo de entrada.

bre a banda passante do circuito, e retirando a raiz quadrada, pode-se estimar a quantidade RMS (*Root Mean Square*) de ruído adicionado ao sinal pelo circuito. Para o sinal em DSum, a contribuição é $\sim 1,0 \mu\text{V RMS}$, o que é desprezível quando considerado o valor RMS do ruído de entrada [36].

Sinal típico

O pulso típico é o pulso médio de uma série de sinais correspondentes a uma energia elevada e adquirido a uma taxa elevada (de 2 GHz), de tal forma que a contribuição do ruído é desprezível. Posteriormente, o sinal típico é normalizado para amplitude unitária, de forma que o seu escalonamento é uma boa estimativa do sinal de múons visto para diferentes energias.

A Figura 6.7 mostra o sinal observado na saída soma (DSum) quando se aplica o sinal de múon típico, tanto na entrada para o sinal de múon da leitura esquerda (DL),

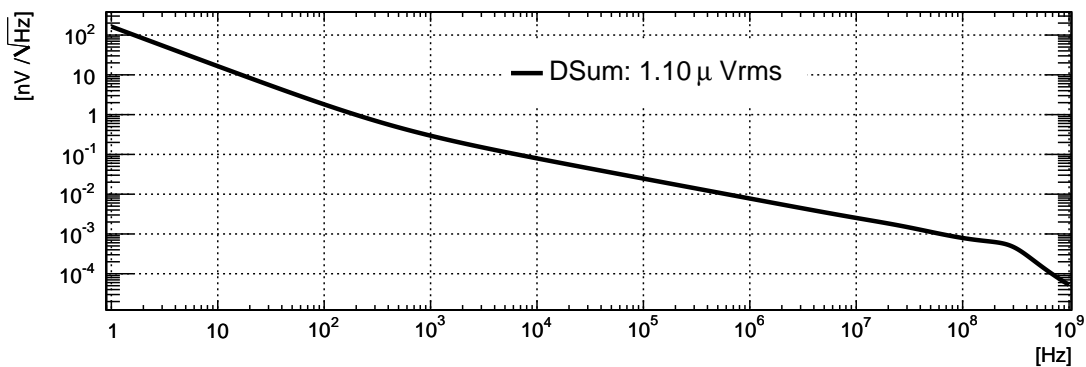


Figura 6.6: Espectro de ruído para o sinal de soma do circuito do módulo de entrada.

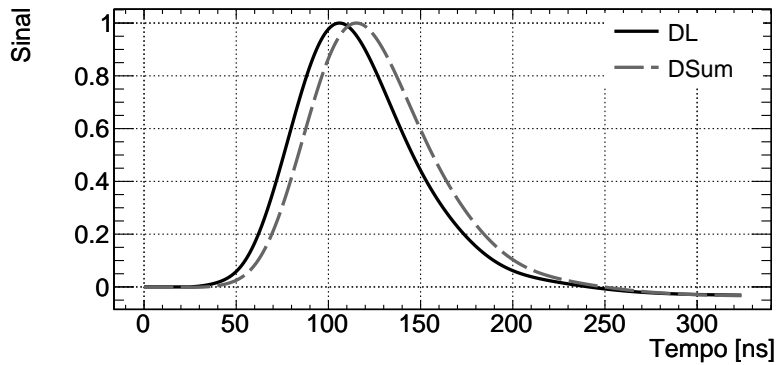


Figura 6.7: Simulação do pulso típico de múons no circuito de soma do módulo de entrada.

quanto na entrada para o sinal de múon leitura direita (DR). Pode-se ver que o sinal somado tem a mesma amplitude do sinal original e uma pequena defasagem (8 ns). Uma vez simulado o sinal típico na saída do circuito, a estimação da amplitude dos sinais pode ser implementada.

Estimação de energia

A estimação de energia dos sinais adquiridos, e simulados no circuito somador do módulo de entrada, consiste em, primeiramente, estimar a amplitude do sinal. Como a amostragem pode não coincidir com o pico do sinal, um ajuste do pulso típico é feito às amostras adquiridas.

As informações sobre o teste experimental (como as amostras dos sinais, a energia reconstruída do TileCal¹, dentre outras) são salvas num formato padrão para leitura no ROOT [48]. O ROOT é um *framework* de análise extremamente prático e que possui diversos *toolboxes* para outras ferramentas, como o Minuit [78]. O Minuit é uma ferramenta para minimização de funções e é amplamente usado para encontrar o melhor ajuste de um modelo aos dados disponíveis. Assim, um algoritmo foi criado, utilizando o pacote Minuit do ROOT, para ajustar o pulso típico às amostras digitalizadas do sinal de múon do TileCal.

O ajuste do pulso típico consiste em alterar três parâmetros: a amplitude do pulso, o valor base onde o pulso se forma (chamado de pedestal) e a fase do pulso, ou seja, o deslocamento no tempo em relação à sua posição teórica. Considera-se que a largura do sinal foi mantida fixa pelo circuito *shaper* da eletrônica de aquisição do TileCal. Uma vez feito o melhor ajuste, a amplitude do sinal (o pico subtraído do pedestal) pode ser utilizada para estimar a energia depositada pelo múon.

A Figura 6.8(a) mostra o melhor ajuste do pulso típico para as amostras digitalizadas referentes a uma energia reconstruída de ~ 6 GeV. Pode-se ver que o

¹o termo *energia reconstruída* se refere à energia estimada através do sinal lido pelo ROD, cuja qualidade é muito superior ao sinal de múon, e é considerada referência para todos os estudos.

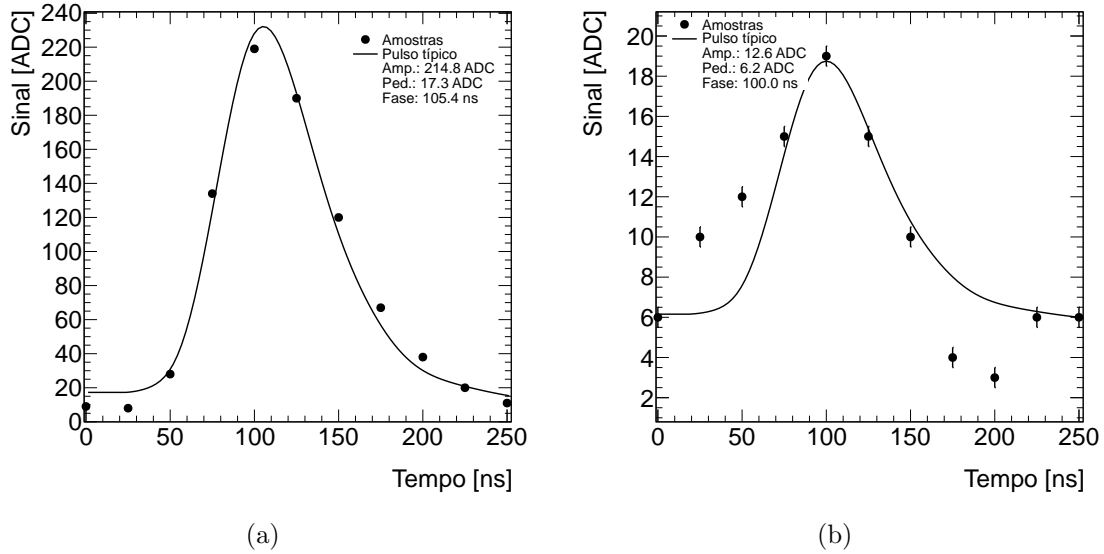


Figura 6.8: Ajuste do pulso típico para um sinal de alta energia (a) e para um sinal de baixa energia (b), ambos adquiridos da célula D1, leitura esquerda.

pulso ajustado acompanha razoavelmente bem as amostras digitais. Por sua vez, a Figura 6.8(b) mostra o mesmo resultado quando utilizadas as amostras digitais referentes a um sinal de múon de baixa energia (~ 100 MeV). Pode-se ver que o ajuste do pulso típico é complicado. Assim, sinais muito próximos ao nível de ruído podem ter a sua energia erroneamente estimada. Ambos os resultados correspondem ao sinal de múon adquirido da célula D1, leitura esquerda (D1L).

A Figura 6.9 mostra o mesmo ajuste do pulso típico para os sinais adquiridos da célula D2, leitura esquerda (D2L). Na Figura 6.9(a), é mostrado o ajuste para um sinal digitalizado de alta energia (~ 6 GeV), enquanto que, na Figura 6.9(b), o mesmo é mostrado para um sinal de baixa energia (~ 100 MeV). Pode-se notar que a centralização do sinal na janela de digitalização é diferente, e o ajuste pelo Minuit é robusto a essa variação. Essa diferença na posição do sinal se explica pela variação da distância entre o circuito somador do TileCal (de onde os sinais são transmitidos) e a eletrônica de aquisição.

O algoritmo para estimação da amplitude do sinal de múon também é aplicado às amostras adquiridas do ruído. Dessa forma, é possível avaliar a robustez do método ao ruído. Também, posteriormente, a energia estimada a partir desse método pode ser usada para a discriminação entre sinal de múon e ruído.

As distribuições da amplitude estimada quando se consideram sinais de ruído em D1L (Figura 6.10(a)), D1R (leitura direita da célula D1, Figura 6.10(b)), e D1Sum (Figura 6.10(c)) mostram um comportamento Gaussiano. Valores negativos de amplitude são possíveis, caso o ajuste do pulso típico inverter o sinal, porém são desconsiderados. O ajuste do modelo Gaussiano foi feito a cada distribuição, e o resultado foi submetido a um teste de χ^2 [79]. A probabilidade de se passar no

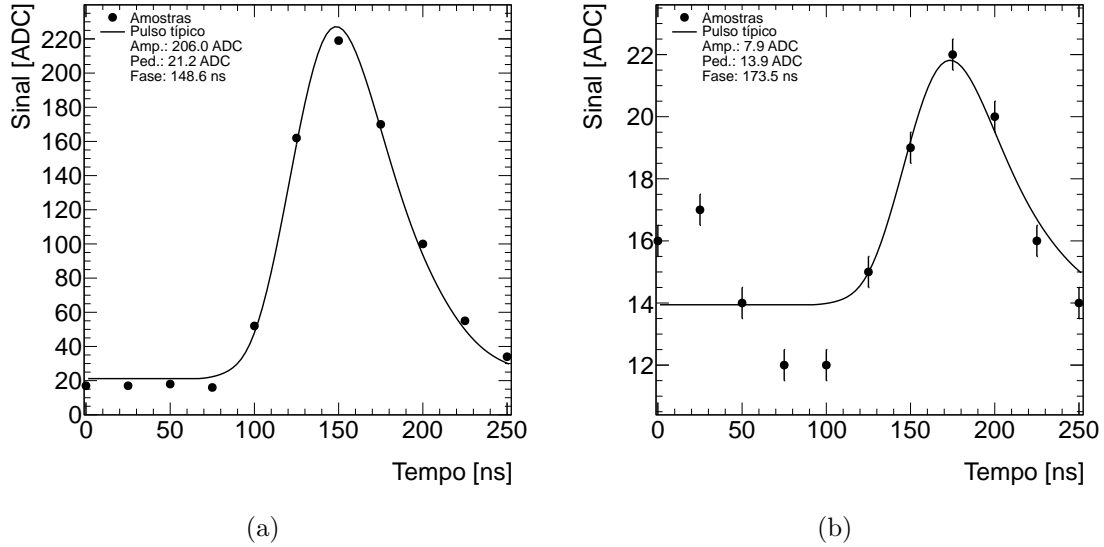


Figura 6.9: Ajuste do pulso típico para um sinal de alta energia (a) e para um sinal de baixa energia (b), ambos adquiridos da célula D2, leitura esquerda.

teste é elevada no caso do ruído visto em D1L e menor para D1R e D1Sum (aproximadamente, 94%, 9% e 15%, respectivamente). Assim, a amplitude estimada do ruído pode ser caracterizada pelo desvio padrão da Gaussiana ajustada a cada distribuição.

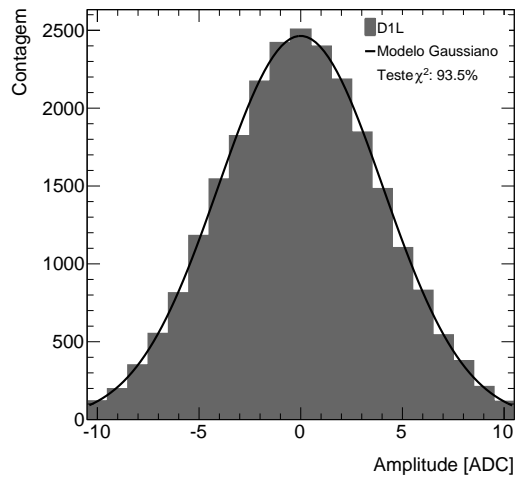
Os resultados considerando os sinais da célula D2 são semelhantes e podem ser vistos na Figura 6.11. Pode-se ver que, assim como na célula D1, o ruído na célula D2 tem um comportamento Gaussiano, e é bem aceito pelo teste de χ^2 .

Após a estimação para sinal de múon e ruído, a amplitude, em ADC, deve ser convertida para GeV. A Figura 6.12 mostra a relação entre a amplitude estimada e a energia reconstruída, para sinais de múon em D1L, D1R e D1Sum. Note que a faixa de energia mostrada é menor do que 7 GeV para o sinal em D1L e D1R (14 GeV para D1Sum), uma vez que acima desse valor as amostras digitais podem estar saturadas, levando a estimação errônea da amplitude do sinal.

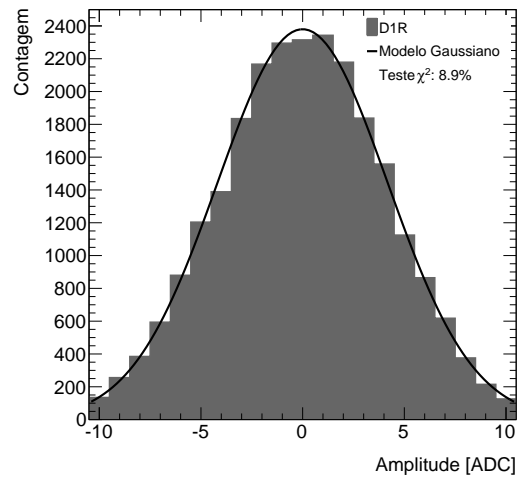
A forte correlação entre amplitude e energia sugere um modelo linear para a conversão entre ADC e GeV. Isso somente é possível pela atuação do circuito de *shaper* do TileCal. Assim, um modelo linear foi ajustado para a distribuição em cada canal. Esse ajuste permite, também, o cálculo da resolução em energia do módulo de entrada, considerando o coeficiente angular do modelo linear (P_1) e a conversão entre ADC e tensão (~ 15 mV/ADC):

$$\frac{GeV}{mV} = P_1 \frac{ADC}{GeV} \div 15 \frac{mV}{ADC} \quad (6.1)$$

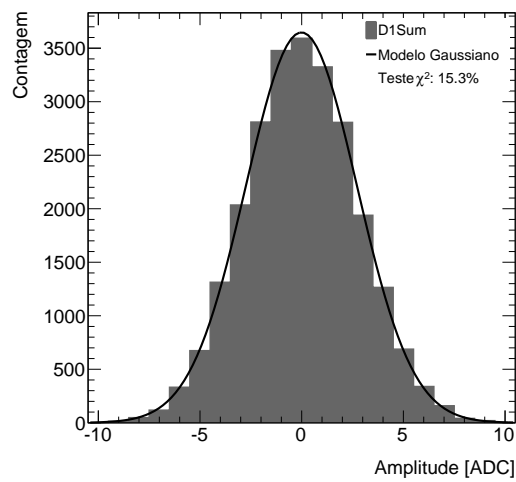
note que o coeficiente linear não é utilizado, de forma a garantir que um sinal com amplitude nula tenha, também, energia nula. O mesmo procedimento foi feito para



(a)

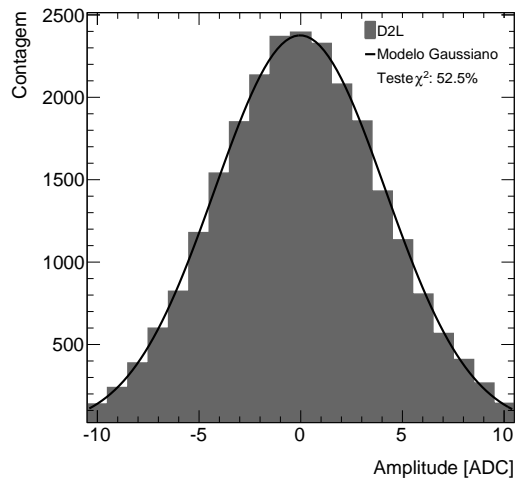


(b)

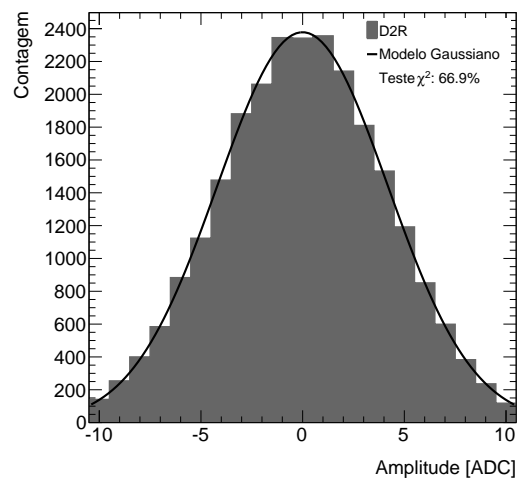


(c)

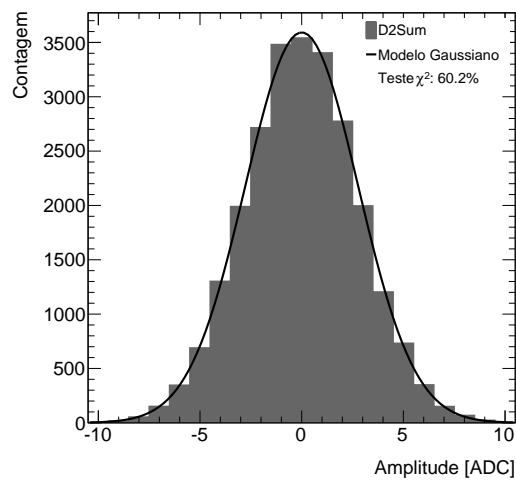
Figura 6.10: Amplitude estimada quando sinais de ruído são considerados, para D1L (a), D1R (b) e D1Sum (c), com os respectivos modelos Gaussianos.



(a)

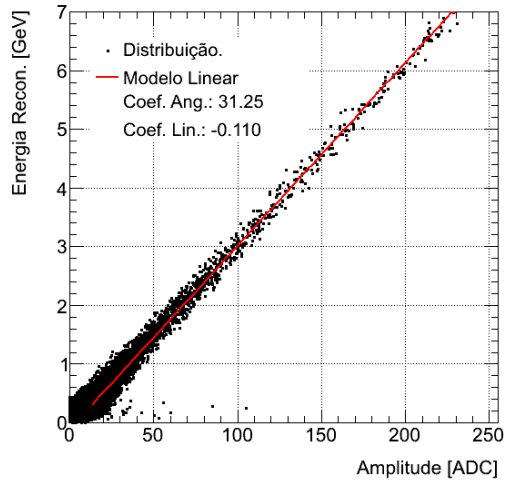


(b)

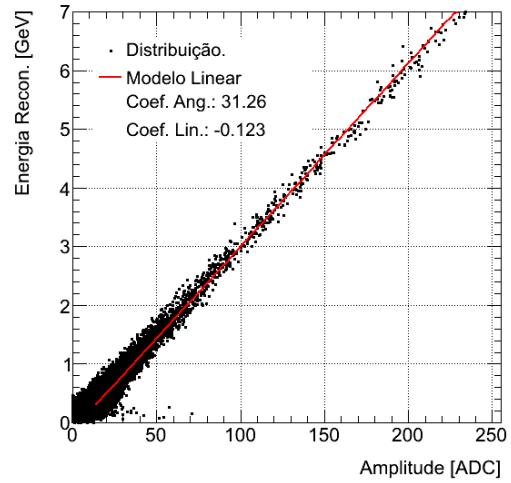


(c)

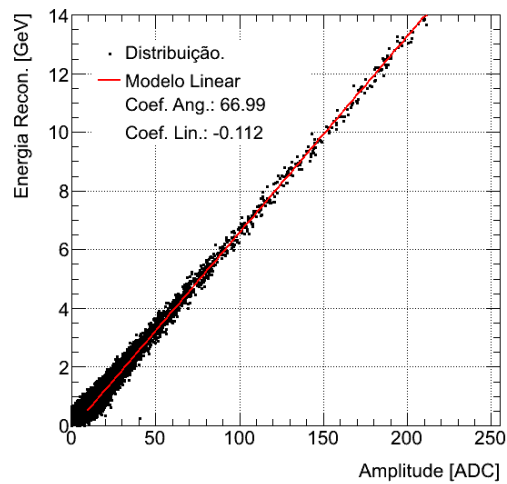
Figura 6.11: Amplitude estimada quando sinais de ruído são considerados, para D2L (a), D2R (b) e D2Sum (c), com os respectivos modelos Gaussianos.



(a)



(b)



(c)

Figura 6.12: Calibração em energia para as amplitudes estimadas por ajuste do pulso típico, para sinais de múon em D1L (a), D1R (b) e D1Sum (c) e com o respectivo modelo linear.

Tabela 6.1: Resolução em energia do módulo de entrada.

Célula	Conversão MeV/mV		
	DL	DR	DSum
D1	2,08	2,08	4,47
D2	2,04	2,03	4,34

o feixe de múons atingindo a célula D2.

A Tabela 6.1 mostra a constante para calibração entre ADC e GeV, a partir da aplicação da Equação 6.1. Note que a resolução em energia é melhor na célula D2 que na célula D1. Isso é devido à maior deposição energética de múons conforme a sua trajetória dentro da célula for maior. Pode-se ver na Figura 6.4, que quanto maior o valor de η , maior é a trajetória da partícula dentro da célula. Uma trajetória maior implica numa maior interação entre o múon, as telhas cintilantes e as placas de ferro do calorímetro, aumentando a quantidade de energia perdida pelo múon na célula.

A distribuição energética de múons não é Gaussiana. Estudos mostraram que a função que melhor descreve essa distribuição é a convolução entre uma função Gaussiana com uma função Landau² [80]. O comportamento Landau é devido à interação entre a partícula e o calorímetro, enquanto o comportamento Gaussiano é característico da resposta do calorímetro a essa interação. Assim, espera-se uma distribuição com subida Gaussiana e uma descida com longa calda, tipicamente Landau.

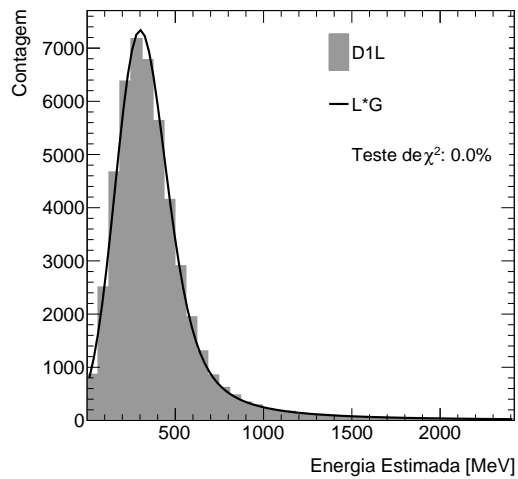
A Figura 6.13 mostra as distribuições das energias estimadas³ para o sinal em D1L (Figura 6.13(a)), D1R (Figura 6.13(b)) e D1Sum (Figura 6.13(c)). O comportamento Landau e Gaussiano, descrito anteriormente, pode ser visto na função $L*G$ ajustada à distribuição.

Note que o valor mais provável da distribuição energética (MOP, do inglês *Most Probable value*), a energia referente ao pico da distribuição, não é o valor médio da distribuição, uma vez que a longa calda da Landau atrai esse valor médio para altas energias. O MOP é um parâmetro importante, pois quantifica a qualidade da deposição energética do múon.

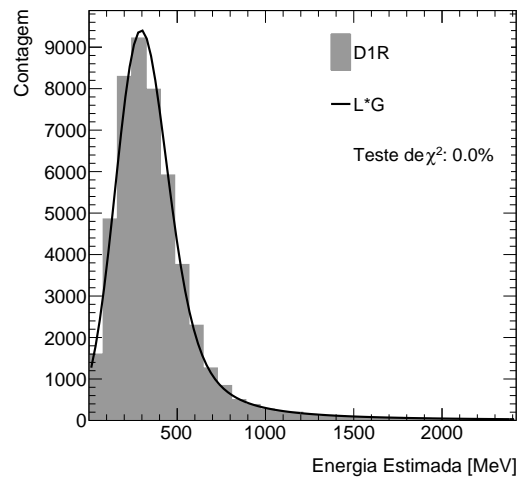
Apesar do teste de χ^2 rejeitar a hipótese do modelo $L*G$, esse é o modelo adotado para a resposta do TileCal a múons [80]. Note que a faixa de energia utilizada para o ajuste da função $L*G$ é menor que 7 GeV (14 GeV para o sinal em D1Sum), uma vez que poucos sinais apresentam energia acima de ~ 3 GeV. Também, o algoritmo para ajuste da função $L*G$ é instável quando se aumenta essa faixa para valores

²essa função será representada por $L*G$

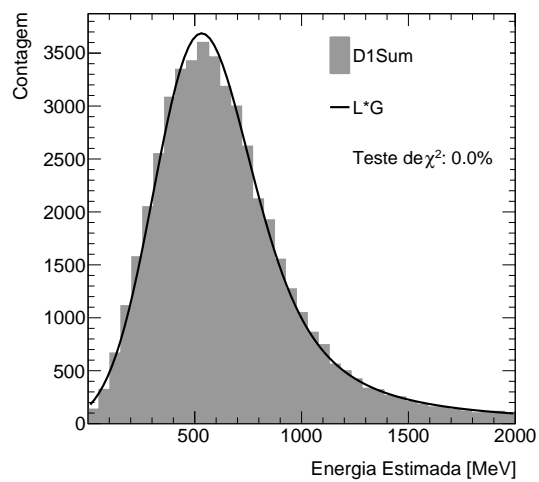
³o termo *energia estimada* se refere à conversão em energia da amplitude estimada do sinal de múon, pelo método de ajuste do pulso típico



(a)

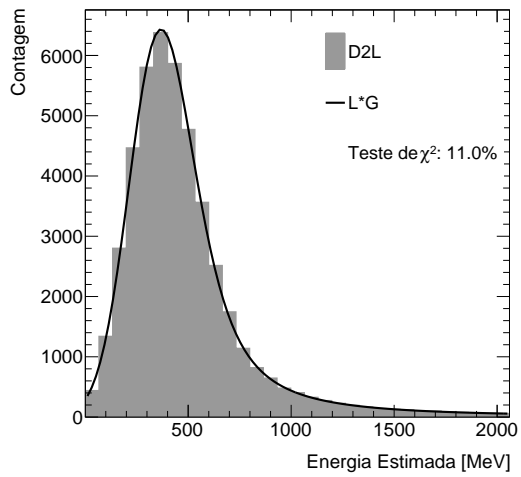


(b)

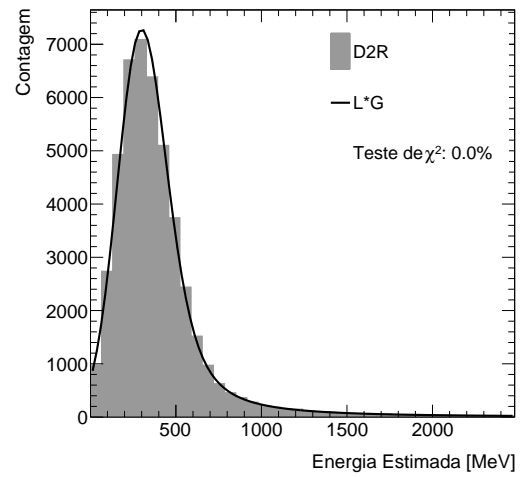


(c)

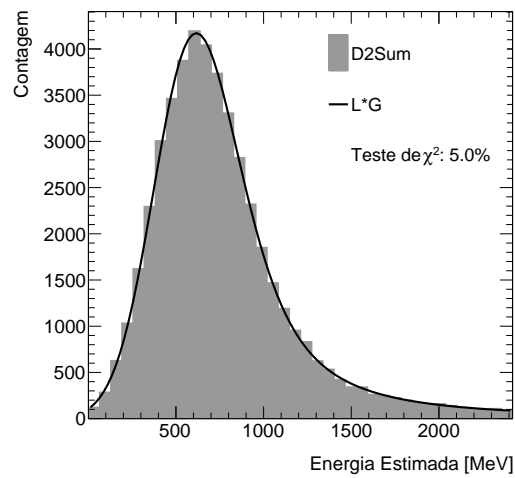
Figura 6.13: Distribuição energética estimada para sinais de múons da célula D1, junto com a função $L*G$ que melhor se ajusta à distribuição.



(a)



(b)



(c)

Figura 6.14: Distribuição energética estimada para sinais de múons da célula D2, junto com a função $L*G$ que melhor se ajusta à distribuição.

acima de ~ 3 GeV. Entretanto, alterando a resolução da distribuição não afeta significativamente a função ajustada, levando a pequenas variações no valor do MOP, por exemplo (algumas dezenas de MeV).

A Figura 6.14 mostra a distribuição energética estimada para os sinais referentes à célula D2. Pode-se notar que a distribuição possui valores energéticos mais elevados. Como mencionado anteriormente, células localizadas em valores maiores de η sofrem maior interação com múons, devido ao comprimento mais longo de sua trajetória. Isso leva a uma maior deposição energética e, logo, um sinal mais limpo em relação ao ruído. Note que, por isso, o teste de χ^2 tem um nível maior de aceitação do modelo L*G para essa célula D2 do que para a célula D1.

Linearidade

Apesar do experimento ser controlado, o sinal de múon adquirido contém, também, ruído aditivo. Principalmente em baixas energias, o ruído pode distorcer a relação de linearidade entre entrada e saída. A metodologia utilizada considera a energia distribuída em bins de energia. Como visto, a energia estimada quando se considera sinais de ruído é Gaussiana. Logo, considera-se que cada bin de energia comporta-se como uma distribuição Gaussiana.

A energia total máxima suportada pelo circuito é de 14 GeV (acima disso, o sinal é saturado na digitalização do AD9042). Bins de energia foram distribuídos nessa faixa de energia, a partir do desvio padrão da Gaussiana associada ao ruído em DSum. Assim, caso o desvio padrão em DSum for de 200 MeV, por exemplo, bins são formados de 0 a 200 MeV, 200 MeV a 400 MeV, e assim sucessivamente até os 14 GeV. A energia na entrada do circuito é considerada como a soma da energia estimada para o sinal em DL e para o sinal em DR, enquanto a energia na saída é considerada a própria energia estimada em DSum.

Para fins de cálculo de linearidade, são considerados: o valor médio da distribuição de energia, na entrada/saída, dentro de cada bin, e o seu respectivo desvio padrão. Sobre o valor do desvio padrão, ainda, incide a incerteza associada às amostras digitais, de 0,5 ADC (posteriormente convertido em energia pela calibração mencionada anteriormente). Assim, tem-se estimado um par entrada/saída para cada bin e a sua incerteza associada.

A Figura 6.15 mostra a disposição dos pares de bins entrada/saída do circuito

Tabela 6.2: Máxima não linearidade para sinais de múon em diferentes células.

Célula	Máxima não linearidade (%)
D1	1,01
D2	1,48

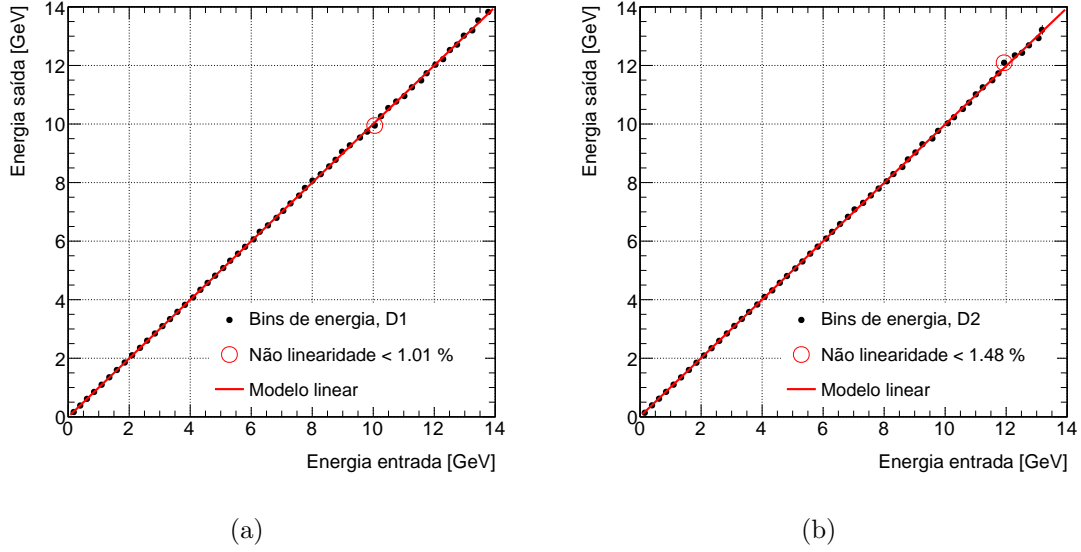


Figura 6.15: Linearidade do circuito somador para sinais de múon de diferentes células.

somador, bem como o ajuste do modelo linear para o cálculo da máxima não linearidade. A incerteza é pequena quando comparada com a faixa de energia do circuito (14 GeV), de modo que não se pode visualizá-la. A não linearidade (NL) é calculada através da seguinte expressão:

$$NL = 100 \times \frac{|Saída(x) - Modelo(x)|}{Saída(x)} \quad (6.2)$$

onde x é a energia considerada na entrada do circuito, $Saída(x)$ é o respectivo valor na saída do circuito, e $Modelo(x)$ é o valor esperado na saída do circuito para o modelo linear, para o valor de energia x na entrada. Caso o módulo da diferença entre $Saída(x)$ e $Modelo(x)$ for menor que a incerteza estimada da saída para o respectivo *bin*, a não linearidade para esse valor de x é desconsiderada. Após executar a Equação 6.2 para todos os bins de energia, a não linearidade máxima do circuito é estimada. A Tabela 6.2 mostra a máxima não linearidade para sinais de múon de diferentes células D. Pode-se ver que a máxima não linearidade é menor que 2% em todos os casos.

Razão sinal-ruído - SNR

Avalia-se a melhora na discriminação entre sinal de múon e ruído através da SNR antes e depois do circuito de soma do módulo de entrada. Como a amplitude do sinal de múon é estocástica, dependente da deposição energética na célula, a SNR é definida como a razão entre o MOP da distribuição L*G de energia do múon, e o desvio padrão da Gaussiana associada à distribuição energética do ruído.

A Figura 6.16 mostra a SNR, o MOP e o desvio padrão da Gaussiana associada

Tabela 6.3: Valores de SNR, MOP e desvio padrão das distribuições energéticas vistos em DL, DR e DSum de diferentes células.

Leitura	SNR	MOP [MeV]	Desvio padrão [MeV]	Ganho SNR
D1L	$2,36 \pm 0,31$	291 ± 15	123 ± 15	$1,26 \pm 0,24$
D1R	$2,24 \pm 0,29$	285 ± 15	127 ± 15	
D1Sum	$2,89 \pm 0,39$	516 ± 23	179 ± 23	
D2L	$2,87 \pm 0,36$	357 ± 15	124 ± 15	$1,29 \pm 0,22$
D2R	$2,34 \pm 0,30$	290 ± 15	124 ± 15	
D2Sum	$3,37 \pm 0,44$	596 ± 22	177 ± 22	

ao ruído, para os sinais em DL, DR e DSum, das células D1 e D2. Pode-se ver que o valor MOP é maior nas leituras da célula D2 que nas leituras da célula D1, como mencionado anteriormente. O desvio padrão da Gaussiana associada à distribuição da energia estimada do ruído também varia em função das células, mas essa variação é pequena em relação à incerteza da medida.

A Tabela 6.3 mostra os valores de SNR, MOP e desvio padrão mostrados na Figura 6.16. Adicionalmente, a Tabela 6.3 mostra, também, o ganho entre a SNR antes e a SNR depois do circuito somador. Como a SNR antes é composta pela SNR para DL e a SNR para DR, o ganho foi calculado entre a SNR em DSum e o valor médio entre as SNR para DL e DR. Pode-se ver que, considerando a incerteza na medida, o ganho em SNR é próximo de $\sqrt{2}$.

A Figura 6.17, por sua vez, mostra a SNR, o MOP e o desvio padrão dos sinais do canal de HG, lidos pelo ROD do TileCal. Como a qualidade do sinal é muito melhor nesse canal, a SNR é bastante superior à SNR vista no canal utilizado pelo sinal de múon. Apesar dos valores de MOP não corresponderem, uma vez que a influência do ruído não é considerada na estimativa da incerteza do MOP, eles diferem em apenas algumas dezenas de MeV. O desvio padrão do ruído, entretanto, sofre uma variação considerável, sendo o principal motivo para a diferença vista entre a SNR no circuito somador do módulo de entrada e a SNR vista pelo ROD do TileCal.

6.3 Discriminação linear ótima

A baixa SNR apresentada anteriormente aumenta a responsabilidade da discriminação entre sinal de múon e ruído. Estudos mostraram que uma SNR de, aproximadamente, 6,0 atinge uma discriminação ótima, com praticamente 100 % de detecção de múons para uma taxa nula de falso alarme. Assim, os discriminadores desenvolvidos devem maximizar a relação entre detecção de sinal e taxa de falso alarme mesmo num ambiente de SNR baixa.

A teoria de detecção de sinais é baseada na teoria de hipótese [81]. No caso de

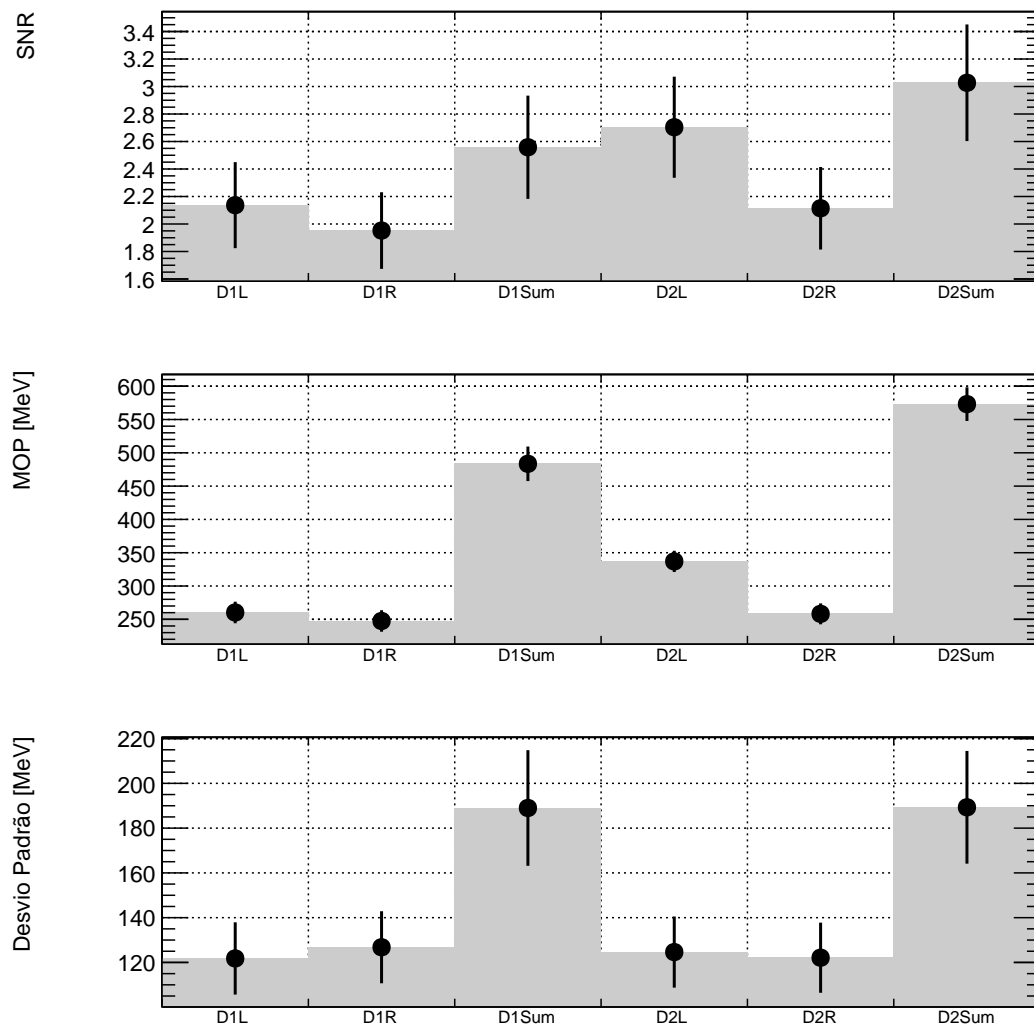


Figura 6.16: SNR, MOP e desvio padrão para as distribuições energéticas antes e depois do circuito somador do módulo de entrada, para as células D1 e D2.

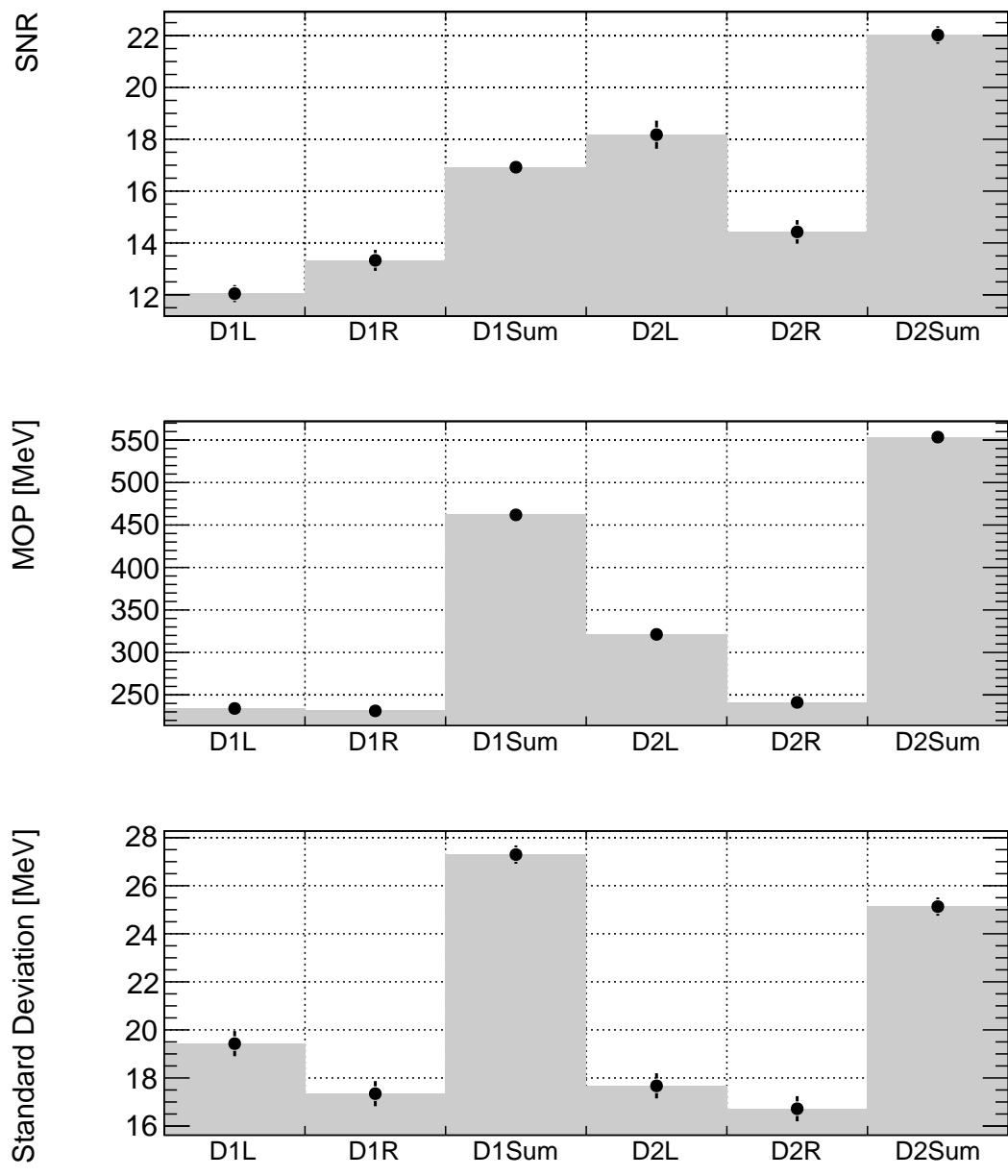


Figura 6.17: SNR, MOP e desvio padrão para as distribuições energéticas dos sinais vistos pelo ROD do TileCal, para as células D1 e D2.

problemas binários, onde existe somente um sinal de interesse, duas hipóteses são possíveis: H_1 , existe sinal, e H_0 , não existe. Considerando que num receptor existe sempre ruído eletrônico, e assumindo que esse ruído é aditivo, tem-se:

$$\begin{aligned} H_0 : r[i] &= n[i] \\ H_1 : r[i] &= n[i] + s[i], \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (6.3)$$

onde $r[i]$ é o sinal visto no receptor, $n[i]$ é o sinal de ruído observado no canal de entrada do receptor, e $s[i]$ é o sinal de interesse no receptor.

Um sistema de discriminação deve operar sobre o sinal recebido ($r[i]$) e decidir por uma das duas hipóteses. Quanto menor a razão sinal-ruído no receptor, menor é a parcela do sinal de interesse $s[i]$ no sinal recebido. Nesses casos, a razão de verossimilhança entre as funções densidade de probabilidade (*fdp*) do sinal recebido em cada hipótese maximiza a discriminação do sinal de interesse [81]:

$$\Lambda(\mathbf{r}) \triangleq \frac{p_{\mathbf{r}|H_1}(\mathbf{r})}{p_{\mathbf{r}|H_0}(\mathbf{r})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \quad (6.4)$$

onde $p_{\mathbf{r}|H_n}(\mathbf{r})$ é a *fdp* do sinal recebido sob a hipótese H_n . Assim, o sistema deve decidir em relação à H_1 sempre que $\Lambda(\mathbf{r})$ for maior, ou igual, a um valor (γ).

A Equação 6.4 necessita que a *fdp* conjunta do sinal recebido seja conhecida (ou estimada). Ainda que possa ser estimada essa *fdp*, a sua utilização numa aplicação *online* pode ser impossível, devido ao limitado tempo de latência do L1. Assim, duas simplificações são sugeridas de forma a diminuir a complexidade do discriminador.

6.3.1 Versão simplificada

A razão de verossimilhança pode ser simplificada caso o ruído no receptor seja branco, Gaussiano e tenha média nula. Além disso, pode-se considerar que o sinal de múon desejado é determinístico (representado pelo seu valor médio). As duas fortes considerações são atrativas em operações *online*, por simplificar a Equação 6.4 a uma simples correlação entre o sinal recebido e o sinal desejado [82]:

$$\Lambda(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^N r[i]m[i] \quad (6.5)$$

onde $m[i]$ é o sinal correspondente à energia média depositada pelos múons.

Assim, evita-se a possível estimação das *fdp*'s do ruído e do sinal de múon. Finalmente, compara-se o resultado do discriminador com um patamar pré-estabelecido

para a decisão final sobre o sinal recebido [83]. Outros estudos baseados nesta versão já mostraram resultados promissores [84].

6.3.2 Versão Gaussiana

Outra abordagem considera que o sinal de múon desejado é produzido através de um processo Gaussiano. Como a própria distribuição de energia dos múons possui uma característica Gaussiana (ver Seção 6.2), e devido à relação direta entre a energia depositada pelo múon e a amplitude do sinal observado, essa consideração é menos forte que a consideração feita na versão simplificada. De fato, múons de baixa energia, objetos de interesse deste estudo, possuem um comportamento Gaussiano, enquanto múons de alta energia possuem um comportamento Landau [85].

Considerando que o sinal de interesse é Gaussiano, uma simples descorrelação das amostras digitalizadas observadas garante a independência estatística dessas amostras. Isso simplifica o cálculo da *fdp* conjunta do sinal recebido, transformando-o num produto da *fdp* de cada amostra. A representação de Karhunen-Loève pode ser aplicada ao sinal recebido, resultando num conjunto finito de constantes (λ_k) e vetores ortonormais ($\varphi_k[n]$), obtidos da decomposição em auto-valores e auto-vetores da matriz de auto-correlação do processo estocástico de interesse [86]. O sinal recebido, então, pode ser mapeado nessa nova base sem perda de informação [87]:

$$\begin{aligned} r_k &= \sum_{n=1}^N r[n] \varphi_k[n] \\ r[n] &= \sum_{k=1}^K r_k \varphi_k[n] \end{aligned} \quad (6.6)$$

onde os coeficientes r_k são descorrelacionados e, como são Gaussianos, independentes. Utilizando 6.6 em 6.4, obtém-se:

$$\begin{aligned} \Lambda(\mathbf{r}) &= \frac{1}{N_0} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N r[i] r[j] \left[\sum_{k=1}^K \lambda_k d_k \right] \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N m[i] r[j] \left[\sum_{k=1}^K d_k \right] \right) \end{aligned} \quad (6.7)$$

onde $d_k = (\lambda_k + N_0/2)^{-1} \varphi_k[i] \varphi_k[j]$. Novamente, $m[i]$ é o sinal correspondente à energia média depositada pelo múon. Assim como a versão simplificada, a versão Gaussiana considera o ruído observado aditivo, Gaussiano e branco, com densidade espectral constante e igual a $N_0/2$.

6.3.3 Branqueamento

Ambas as versões discutidas consideram o ruído branco, aditivo e Gaussiano. Apesar do ruído do calorímetro não ser branco, um filtro branqueador pode ser introduzido antes do discriminador [88]. Esse filtro é projetado através da matriz de correlação das amostras digitalizadas do ruído, após o circuito somador, através da equação:

$$W = D^{-1/2} E^T \quad (6.8)$$

onde D é uma matriz diagonal e E uma matriz com vetores coluna contendo, respectivamente, os auto-valores e auto-vetores da matriz de correlação do ruído. Antes de passar pelo filtro branqueador, no entanto, deve-se subtrair a média do ruído, que pode não ser nula.

6.3.4 Implementação no receptor de múons

Os discriminadores descritos são implementados no dispositivo FPGA do módulo de entrada do sistema receptor. Após o circuito de soma analógica, um total de 5 amostras serão armazenadas pelo FPGA. Assim como o sistema de processamento do sinal de calorimetria do ATLAS, o curto tempo de latência impossibilita a operação do sistema com um número maior de amostras do sinal [37].

Para os resultados a seguir, o conjunto de dados de sinais de múon e de ruído foi dividido em duas partes iguais: treino, para a extração das informações necessárias para o desenvolvimento de cada discriminador, e teste, utilizado para a avaliação do desempenho de cada um. Apesar da operação do sistema ser *online*, o experimento é parado frequentemente para a sua calibração, possibilitando a contínua reestimação dos parâmetros dos discriminadores.

Primeiramente, o filtro branqueador de sinal deve ser projetado, considerando o sinal de soma de cada célula D . Após acumular todas as amostras de ruído do conjunto de treino, a sua matriz de auto-correlação foi calculada e foi feita a sua decomposição em auto-vetores e auto-valores. Utilizou-se a Equação 6.8 para obtenção do filtro branqueador.

A Figura 6.18(a) mostra a matriz de auto-correlação dos sinais de ruído observados no sistema receptor, antes e depois da aplicação do filtro branqueador, para os sinais da célula D1 do conjunto de teste. Pode-se ver que a correlação entre amostras consecutivas do sinal de ruído foi quase completamente anulada pelo filtro. Note, também, que o conjunto de teste conseguiu uma boa generalização em relação ao conjunto de treino. O mesmo resultado foi obtido considerando a célula D2 (Figura 6.18(b)).

Assim, todos os sinais recebidos pelo sistema receptor devem ser aplicados ao

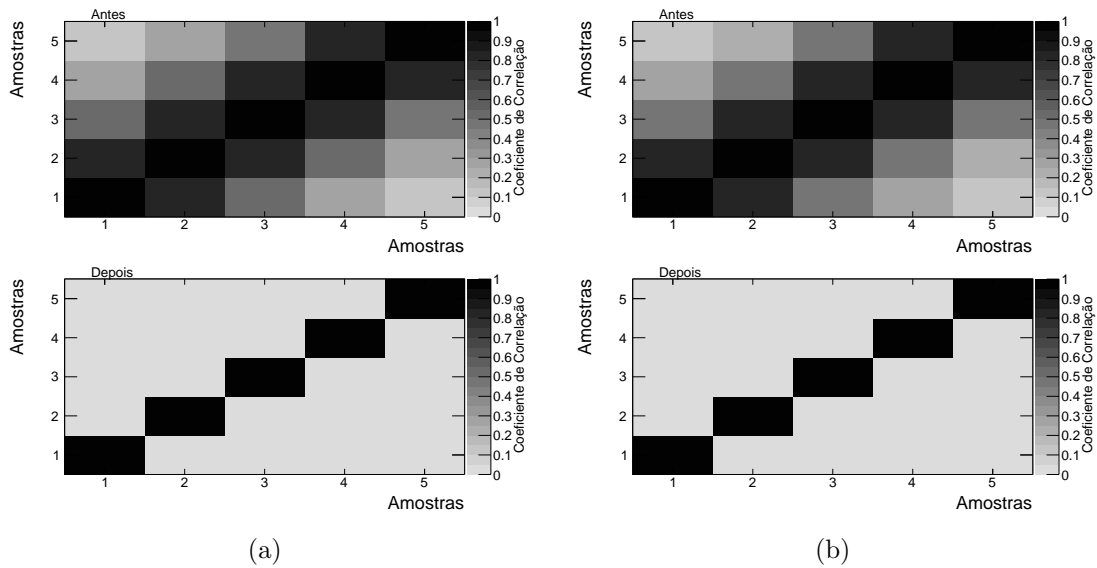


Figura 6.18: Matrizes de auto-correlação para os sinais observados nas células D1 (a) e D2 (b), antes e depois da aplicação do filtro branqueador.

filtro branqueador. Posteriormente, esses sinais são utilizados para desenvolver os filtros casados descritos anteriormente.

A versão do filtro casado simples necessita da estimação do sinal típico correspondente à energia média depositada em cada célula D do calorímetro. Note que o sinal utilizado na Equação 6.5 não é corrompido por ruído, o que não é verdade em boa parte dos experimentos reais. Assim, para diminuir o efeito do ruído, utiliza-se o sinal formado pelo valor médio de cada amostra. Este sinal pode ser observado na Figura 6.19. Note que, devido à passagem pelo filtro branqueador, perde-se a característica temporal do sinal.

Já a versão Gaussiana do filtro casado necessita da estimação dos componentes principais (PCA, *Principal Component Analysis*) do processo estocástico que gera os sinais de múon. Também, esse componentes serão aproximados, uma vez que não se consegue adquirir o sinal de múon sem a presença do ruído. Assim como o filtro branqueador, os componentes principais são extraídos considerando o conjunto de

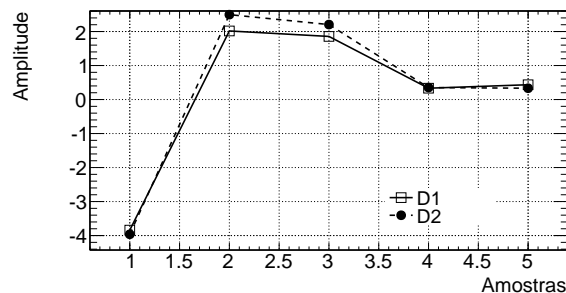


Figura 6.19: Sinais médios após o filtro branqueador, utilizados na versão simples do filtro casado.

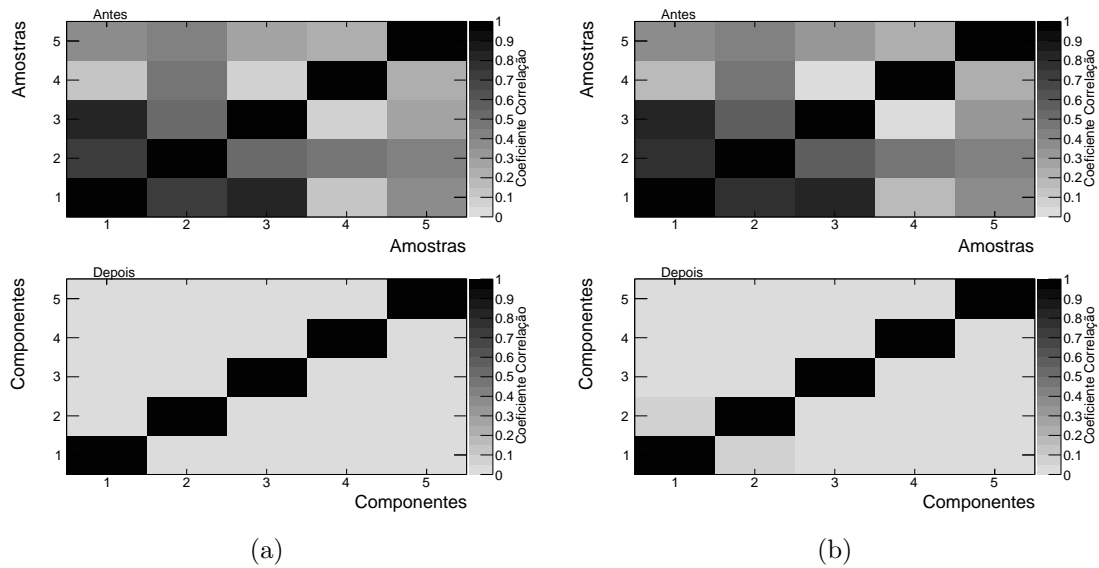


Figura 6.20: Matrizes de auto-correlação para os sinais observados na célula D1, conjunto de treino (a), e conjunto de teste (b), antes e depois da projeção nos componentes principais extraídos do conjunto de treino.

treino. Após extraídos, eles são ordenados de forma decrescente de acordo com a quantidade de informação (variância), ou energia, que possuem.

Os componentes principais são ortogonais entre si. Logo, a projeção dos sinais de múon fornece sinais descorrelacionados. Assim, a sua matriz de auto-correlação deve ser a matriz identidade. A Figura 6.20(a) mostra a matriz de auto-correlação dos sinais de múon da célula D1 antes e depois de projetados nos componentes principais, considerando o conjunto de treino. Posteriormente, os sinais de múons do conjunto de teste também são projetados nos componentes principais extraídos dos sinais do conjunto de treino. A Figura 6.20(b) mostra a matriz de auto-correlação considerando os sinais do conjunto de teste. Pode-se ver que ainda existe uma pequena correlação entre os sinais de múons do conjunto de teste projetados no primeiro e no segundo componente principal. Isso prejudica a simplificação da estimação da razão de verossimilhança da Equação 6.7, uma vez que os dois componentes não são independentes. Resultados semelhantes foram obtidos para a célula D2.

Como a informação é descorrelacionada após projetada nos componentes principais, componentes com pequena variância (energia) não adicionam informação para a reconstrução do sinal. Esses componentes podem, porém ser altamente discriminantes [89]. A Figura 6.21(a) mostra o quanto de informação sobre o processo estocástico original é acumulado conforme os componentes principais mais energéticos são considerados, para a célula D1 (o resultado para a célula D2 é mostrado na Figura 6.21(b)). Ambos os resultados mostram que o primeiro componente já acumula quase 80% da informação do processo. Considerando, também, o segundo componente, esse acúmulo ultrapassa 90%. Os componentes posteriores adicionam,

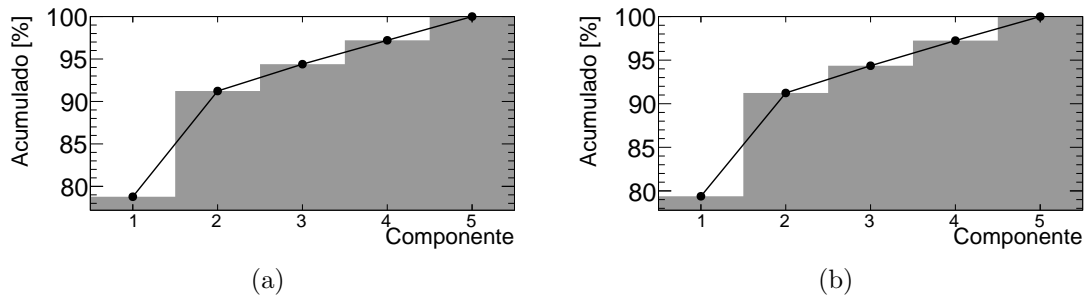


Figura 6.21: Curva de energia acumulada conforme utiliza-se um número maior de componentes principais, para as células D1 (a) e D2 (b).

aproximadamente, a mesma quantidade de informação, caracterizando a adição da informação do ruído de cada amostra do sinal original. Assim, avaliou-se o resultado do filtro casado utilizando um e dois componentes principais.

Os sinais de múon e de ruído do conjunto de teste foram aplicados aos filtros casados propostos. A função densidade de probabilidade (*fdp*) da resposta da versão simples do filtro casado, para sinais de múon e de ruído, pode ser vista na Figura 6.22(a), para a célula D1. A Figura 6.22(b) mostra o mesmo resultado para os sinais da célula D2. Pode-se ver que os filtros para ambas as células conseguem uma boa separação entre as duas classes de sinal. Note, também, que o pico da distribuição para o sinal de múon da célula D2 acontece em valores ligeiramente maiores do que para a célula D1. Esse mesmo comportamento ocorre na distribuição de energia de múons conforme a sua incidência ocorre em células localizadas em η elevado (ver Figura 6.13).

A distribuição da resposta dos filtros casados, versão Gaussiana, para os sinais

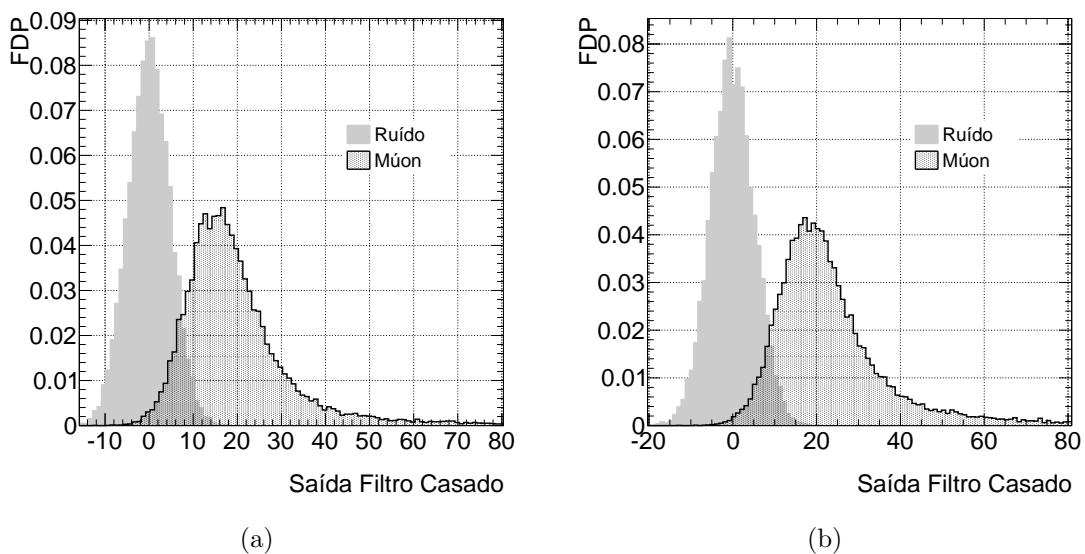


Figura 6.22: Resposta dos filtros casados, versão simples, para os sinais do conjunto de teste das células D1 (a) e D2 (b).

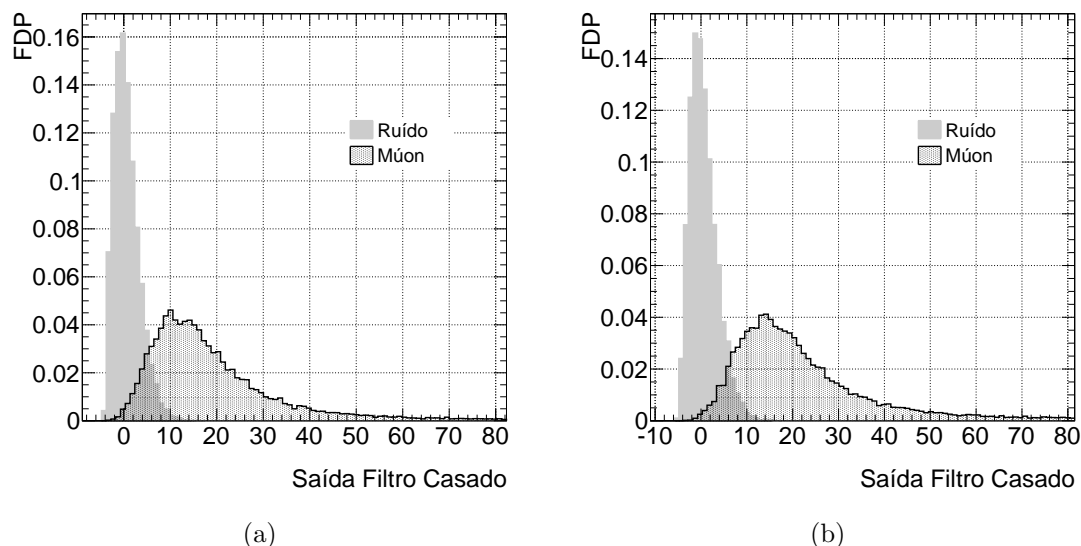


Figura 6.23: Resposta dos filtros casados, versão Gaussiana, para os sinais do conjunto de teste da célula D1 (a) e D2 (b).

de múon e ruído das células D1 e D2, pode ser vista na Figura 6.23(a) e na Figura 6.23(b), respectivamente. Note que a distribuição para múons é mais larga do que a distribuição observada pela versão simples do filtro casado. Isso se deve ao fator quadrático no cálculo da razão de verossimilhança (Equação 6.7). Todos os componentes principais foram utilizados.

O mesmo método realizado para a calibração do sistema receptor de sinais – onde observou-se a distribuição entre a amplitude do sinal típico ajustado às amostras digitalizadas, e a energia reconstruída *offline* para aquele mesmo sinal – pode ser utilizado entre a energia reconstruída e a saída dos filtros casados. A Figura 6.24(a) mostra essa distribuição para a saída da versão simples do filtro casado, enquanto a Figura 6.24(b) mostra essa mesma distribuição para a saída da versão Gaussiana do filtro casado, ambas considerando os sinais do conjunto de teste para a célula D1. Note que, enquanto a versão simples possui um comportamento linear, a versão Gaussiana possui um comportamento quadrático, como mencionado. Em ambas,

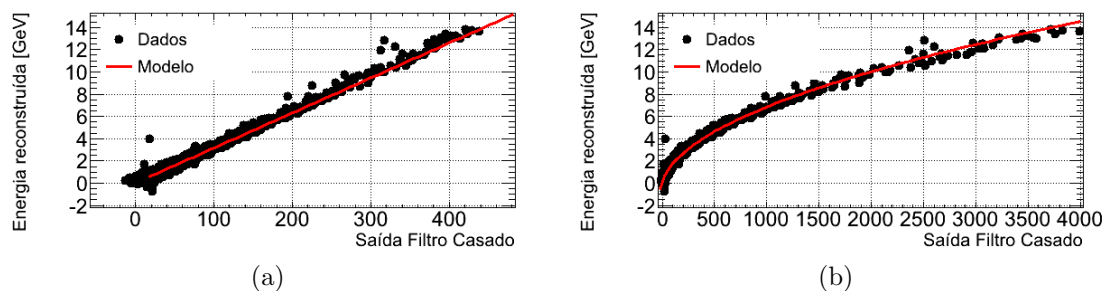


Figura 6.24: Relação entre a resposta dos filtros casados e a energia reconstruída *offline* para este sinal, versão simples (a) e versão Gaussiana (b)

pode-se estimar a energia depositada pelo múon na célula após a aplicação do modelo correto. Isso é importante para preservar a característica física do experimento, uma vez que o corte aplicado à saída dos filtros traduz-se em energia (GeV).

Finalmente, observa-se a característica de operação do receptor (ROC, do inglês *Receiver Operating Characteristics*) [82], através da alteração do corte em energia aplicado às saídas dos filtros casados desenvolvidos. Alterando esse corte, pode-se relacionar a probabilidade de discriminar corretamente o sinal de múon e a respectiva taxa de falso alarme (ruído discriminado como sinal de múon). Essas curvas ROC podem ser vistas na Figura 6.25. Para fins de comparação, também é mostrado o resultado utilizando um filtro por patamar sobre as amostras digitalizadas do sinal de soma observado no módulo de recepção. Adicionalmente, para a versão Gaussiana, estudou-se a eficiência do discriminador ao utilizar somente um ou dois componentes principais. Note na Figura 6.25(a) que todos os filtros casados alcançam um resultado superior ao filtro por patamar. Também, pode-se observar que o desempenho dos discriminadores para a célula D2 é superior ao desempenho de suas respectivas versões na célula D1. Como já foi observado (ver Figura 6.16), a SNR da célula D2 é maior do que a SNR da célula D1, ocasionando um melhor desempenho.

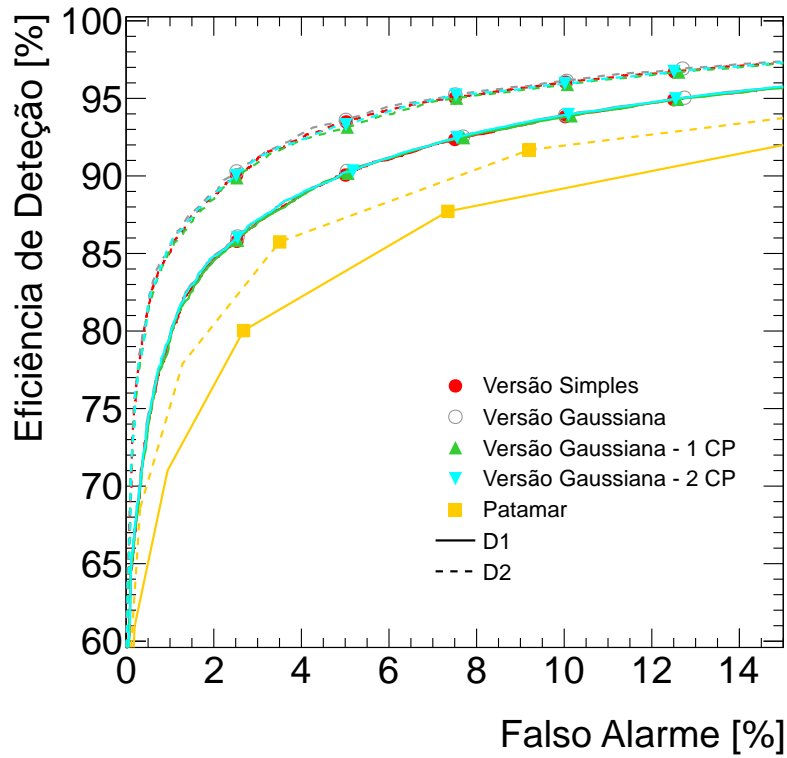
Já na Figura 6.25(b) observa-se, em detalhes, a curva ROC dos resultados para os filtros casados desenvolvidos. Pode-se perceber que o resultados dos filtros casados para a célula D1 são praticamente os mesmos. Já para a célula D2, o desempenho da versão Gaussiana do filtro casado, com todos os componentes principais, é ligeiramente melhor do que o desempenho dos outros discriminadores. De forma a combinar a eficiência na detecção do sinal de múon e a eficiência em rejeitar o ruído observado, utilizou-se o produto SP [90]. Essa medida relaciona as duas eficiências através da fórmula:

$$SP = \sqrt{\sqrt{PD \times (1 - FA)} \times (PD + (1 - FA))} / 2 \quad (6.9)$$

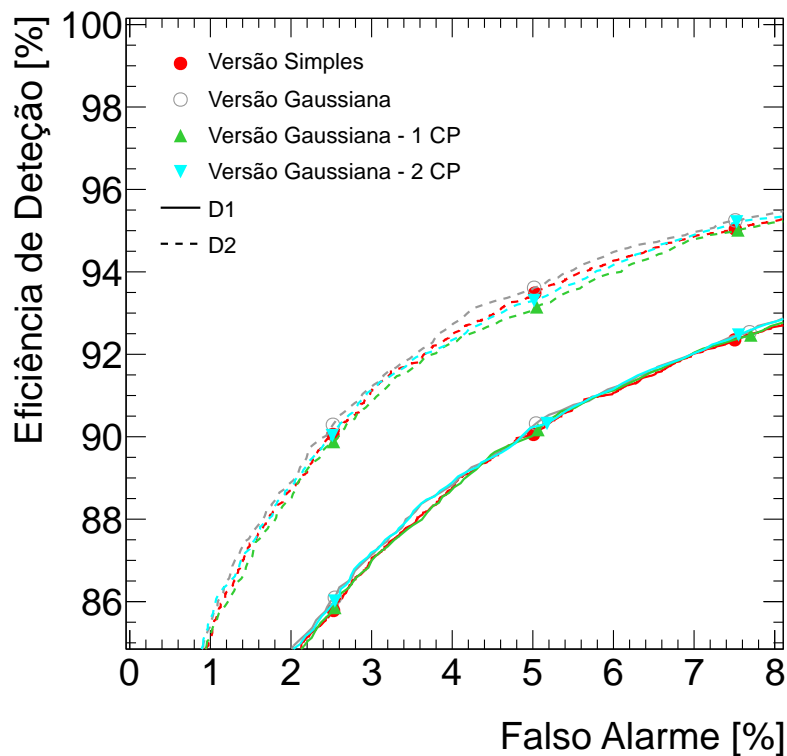
onde PD é a probabilidade de detecção do sinal de múon e FA é a taxa de falso alarme. A Tabela 6.4 resume o desempenho de todos os discriminadores testados.

Apesar de ser uma aproximação muito simplificada, a versão simples do filtro casado mostrou resultados muito próximos aos resultados obtidos pela versão Gaussiana do filtro. Por se tratar de uma operação *online* no receptor de múons do L1, a versão simples do filtro casado é a mais adequada ao experimento.

Pode-se, também, utilizar a saída do filtro casado para a identificação do *bunch-crossing* do sinal. Como o discriminador é aplicado ao sinal a cada nova amostra digital lida pelo FPGA, acumula-se, no mínimo, três repostas consecutivas do filtro casado. Caso as três repostas armazenadas forem maior que o patamar de discriminação, o sinal é considerado como um múon.



(a)



(b)

Figura 6.25: Comparação das curvas ROC dos discriminadores baseados em filtragem casada e um discriminador por patamar aplicado às amostras digitais do sinal de soma (a), e detalhe do desempenho dos filtros casados versão Gaussiana e versão simples (b).

Tabela 6.4: Produto SP para os discriminadores desenvolvidos para o receptor proposto para os sinais de múon do TileCal

SP [%]	Patamar	Simples	Gaussiano	Gaussiano 1 CP	Gaussiano 2 CP
D1	90,17	92,62	92,65	92,62	92,61
D2	91,24	94,28	94,42	94,15	94,20

minação, e mostrarem um padrão crescente-decrescente, é possível afirmar qual é o *bunch-crossing* que gerou aquele sinal [37].

6.4 Sistema combinado de *trigger*

O projeto do módulo receptor garante a discriminação do sinal, a estimação da energia depositada na célula D do calorímetro hadrônico e a identificação do *bunch-crossing* correspondente à partícula. A partir de dados simulados e de dados reais de colisões no LHC, deve-se estimar o impacto na detecção de múons no L1. Além disso, o sistema receptor proposto deve informar ao sistema de múons do L1 qual região de interesse (ROI) representa o sinal de múon discriminado. Esse casamento em geometria de *trigger*, em conjunto com o *bunch-crossing*, define o casamento entre o calorímetro hadrônico e o RPC.

Simulações de Monte Carlo foram utilizadas para a avaliação do casamento em geometria proposto, considerando múons com diferentes momentos transversos. Já os dados de colisões reais foram utilizados para a estimativa do desempenho do sistema combinado proposto. Para isso, a colaboração disponibilizou um conjunto reserva de *hardware* para a aquisição do sinal de múon de 16 módulos do TileCal (8 módulos em cada lado do detetor, 4 no barril longo, 4 no estendido). A Figura 6.26 mostra a região do detetor de onde os sinais de múon do TileCal foram adquiridos (chamada aqui de *região A*). Pode-se notar que essa região corresponde a um setor grande do RPC.

6.4.1 Casamento em geometria

O RPC é dividido logicamente em ROI (ver Figura 4.3), que são agrupadas em setores de *trigger*. A informação de cada um desses setores, por sua vez, é controlada por um *Sector Logic* (SL). Devido à diferença de granularidade entre o RPC e o TileCal, um SL compreende uma região no plano $\eta \times \varphi$ aproximadamente igual a 4 módulos do calorímetro (2 no barril longo e 2 no estendido). A ROI, entretanto, não tem uma relação direta com as células D do calorímetro. Assim, 8 células no barril longo e 4 células no estendido se relacionam com o mesmo setor de *trigger* e, conseqüentemente, a diversas ROI.

vido ao desvio de múons nos detetores internos do ATLAS. Nesta região, o campo magnético do solenóide (ver Figura 2.4) desvia as partículas no plano φ . Apesar do efeito do campo magnético ser mínimo no calorímetro, o desvio sofrido no solenóide pode causar um descasamento de geometria: o múon que cruza a célula D é observado no RPC por uma ROI localizada no setor de *trigger* adjacente. Quanto menor o momento transversal da partícula, maior a ineficiência devido a desvios causados pelos campos magnéticos. Adicionalmente, o espectrômetro possui sobreposição entre câmaras de múon. Apesar da eletrônica do L1Múon evitar uma dupla contagem devido a essa sobreposição, o múon poderá ser rejeitado caso o sistema não confirme a ROI cujo setor de *trigger* foi discriminado pelo sistema receptor de múons proposto.

Área de cobertura

O RPC possui diversas regiões sem instrumentação. A Figura 5.8 mostra essas regiões no espectrômetro de múons. Pode-se ver que a maior região se localiza em torno de $\eta = 0$. Essa região é coberta, no TileCal, pela célula D0: célula processada pelo módulo receptor sem a vantagem da soma analógica dos sinais de uma mesma célula. Com uma SNR mais baixa, a sua discriminação em relação ao ruído é menos eficiente que para as outras células.

Além de uma discriminação menos robusta ao ruído, a célula D0 se corresponde a dois setores de *trigger* do espectrômetro de múons (1 em cada lado do detetor). Essa dualidade pode aumentar consideravelmente a taxa de *trigger* fornecida pelo sistema receptor, e deve ser cuidadosamente estudada.

As outras regiões não instrumentadas pelo RPC também podem ser auxiliadas pelo sistema receptor, embora o mapeamento entre elas e as células D do calorímetro seja bem mais complexo.

Por fim, a atual arquitetura do sistema de filtragem de múons dificulta a recuperação dessas regiões. Como o sistema depende da medida do momento transversal dos múons, a discriminação desses pelo sistema receptor proposto implica na estimação do seu momento transversal, o que não é possível somente com a estimativa da energia depositada na célula D do calorímetro.

6.4.2 Extrapolação de trajetória

Tanto em dados simulados, quanto em dados reais, é possível extrapolar a trajetória dos múons observados no espectrômetro para o ponto de interação, passando pelos calorímetros e combinando com a informação dos detetores internos de traços. Tanto no HLT, quanto no ambiente *offline* de análises, a informação da trajetória de múons no calorímetro é utilizada. No L1, no entanto, esta informação é ausente.

Nas análises, porém, pode-se utilizar estas trajetórias de forma a estimar um *benchmarking* para o desempenho do sistema combinado, uma vez que é impossível, no L1, alcançar uma eficiência superior ao obtido pelos algoritmos *offline*.

6.4.3 Ineficiências por casamento de geometria

Simulações de Monte Carlo foram utilizadas para estimar a ineficiência no casamento proposto entre as geometrias do RPC e do TileCal. Eventos de processos físicos que geram um múon isolado foram selecionados, com uma grande variedade de momentos transversos. Através do uso de informação de análises *offline*, é possível saber exatamente a ROI e a célula D que o múon cruzou (e seus respectivos setores de *trigger*). Conseqüentemente, é possível estimar a quantidade de múons que não será corretamente identificada pelo sistema combinado.

A Figura 6.27 mostra a taxa de múons que não satisfazem o casamento em geometria proposto, para múons com diferentes momentos transversos. Pode-se perceber que a ineficiência é maior quanto menor for o p_T do múon, como esperado. A partir de $\approx 10 \text{ GeV}$ (p_T elevado), a ineficiência não se altera significativamente. Ao considerarmos múons de alto p_T em todo o ATLAS, aproximadamente 8% destes múons, detetados pelo RPC, não seriam confirmados pelo sistema combinado. A aplicação dos discriminadores anteriormente desenvolvidos ainda adiciona uma ineficiência devido à separação entre sinal de múon e ruído.

Note que a ineficiência para a *região A*, onde houve aquisição dos sinais de múon em colisões reais, é bem menor. Isso acontece devido ao setor grande: somente partículas muito próximas da borda do setor falham o casamento em geometria. Além disso, o plano *pivot* do RPC, responsável pela remoção da duplicidade de múons que atravessam duas câmaras, se localiza numa posição mais interna do que o mesmo plano em setores pequenos (ver Figura 6.26). Assim, mesmo que o múon desvie para outro setor, o sistema confirma a ROI cujo setor de *trigger* se associa corretamente à célula D. Essas características devem ser consideradas ao analisar os resultados com dados reais de colisão adquiridos na *região A*.

6.4.4 Desempenho do sistema combinado

O mesmo sistema utilizado pelo experimento para a aquisição dos sinais de torre de *trigger* do calorímetro foi utilizado para a aquisição dos sinais de múon do TileCal. Durante o ano de 2011, sinais de uma região selecionada do detetor (*região A*) foram conectados ao sistema. Diferentemente do sistema receptor proposto, os sinais foram digitalizados a 40 MHz, 10-bits, num total de 5 amostras. O aumento de bits em relação ao módulo de recepção não deve influenciar, visto que a energia do ruído observado é maior do que o LSB (*Least Significant Bit*) utilizado.

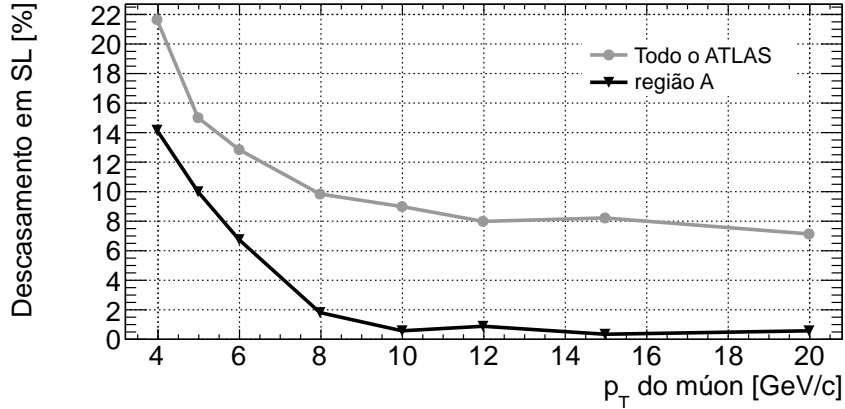


Figura 6.27: Ineficiência no casamento de geometria proposto, para múons de diferentes momentos transversos.

As 5 amostras digitalizadas não são suficientes para a aquisição completa do sinal. Após passar pelos cabos de transmissão do sinal entre o calorímetro e os sistemas do L1 e pelo sistema receptor do sinal de torre de *trigger*, o sinal é alargado. Sem o sinal completo, a sua simulação no circuito de soma do módulo receptor proposto é deficiente. Assim, o sinal de soma de cada célula D do calorímetro foi calculada através da soma das amostras digitalizadas de cada sinal de múon adquirido. Ainda que não represente exatamente o sistema receptor proposto, já é suficiente para a estimação do desempenho do sistema combinado.

Os dados utilizados são pré-filtrados para atender a demandas físicas específicas. Assim, os eventos filtrados pelo sistema devem ter, pelo menos, um múon isolado⁴ com momento transversal superior a $15 \text{ GeV}/c$, diminuindo a quantidade de múons cuja origem são decaimentos hadrônicos no calorímetro. Garante-se, também, que os sinais de ruído adquiridos não estão contaminados com o sinal de outras partículas.

No total, foram utilizados, aproximadamente, 25k sinais de múons de 28 células D diferentes (totalizando 600k sinais). Foi utilizada a mesma quantidade de sinais por célula para a caracterização do ruído. Para a definição de quais células representam um sinal de múon, ou ruído, utilizou-se a informação das análises *offline*, através da extrapolação das trajetórias encontradas no MDT. Caso a trajetória do múon coincida com a posição de uma célula D, o sinal desta célula é classificado como sinal de múon. Como somente as células do barril longo do TileCal são consideradas ($|\eta| < 0.7$), um evento é considerado como ruído caso nenhum múon tenha sido identificado pela análise *offline* em $|\eta| < 1.0$. Também, nenhuma célula D do barril longo pode ter uma energia reconstruída maior que 200 MeV (evitando uma eventual contaminação por partículas hadrônicas presentes no evento). Finalmente, todas os sinais de múon das células D do evento de ruído são considerados para a análise.

⁴a soma das energias das células contidas num cone ao redor da trajetória do múon no calorímetro não pode ser superior a um determinado valor

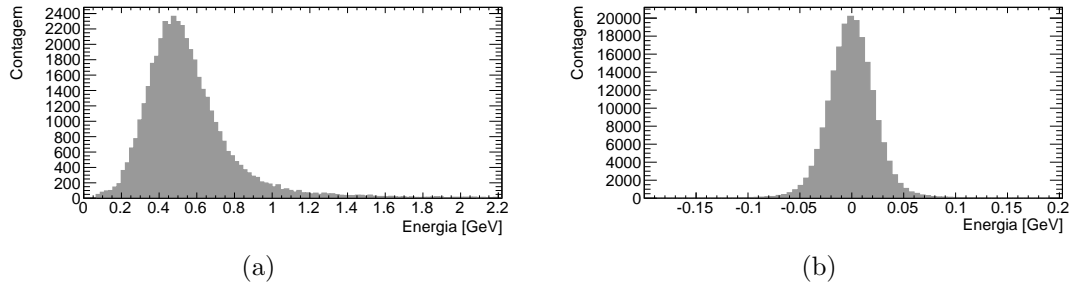


Figura 6.28: Distribuição da energia reconstruída de células da *região A*, cujos sinais adquiridos foram selecionados como múon (a) e ruído (b) pela seleção *offline*.

A Figura 6.28 mostra a distribuição da energia reconstruída de células cujos sinais foram classificados como múon e ruído (de acordo com a análise *offline*). Pode-se notar que as duas distribuições são bem características. Enquanto a distribuição de energia correspondente a múons (Figura 6.28(a)) demonstra o comportamento Gaussiano e Landau, a distribuição de ruído (Figura 6.28(b)) se comporta como uma Gaussiana. Ainda assim, deve-se esperar uma pequena contaminação na seleção de ambas as classes.

Filtragem casada

Após somados os sinais, os filtros casados foram implementados como descrito na seção 6.3.4. Visto os resultados obtidos no experimento controlado com feixes de múons, somente a versão simples do filtro casado foi implementada em dados reais de colisão. Também, um filtro de branqueamento foi projetado para cada célula D considerada na análise.

A Figura 6.29(a) mostra a saída do filtro casado, versão simples, para os sinais classificados como múon e ruído pela análise *offline*, de todas as células consideradas. Pode-se perceber que a área de confusão entre as duas classes não é desprezível. Cada célula, no entanto, deve ter o seu patamar de separação, visto que a SNR depende da posição em η da célula.

Após a aplicação dos filtros casados, deve-se aplicar o casamento em geometria proposto (ver Seção 6.4.1). Se existe uma ROI no RPC cuja posição em η for maior que, ou igual a, 0,7, essa ROI é aceita pelo sistema sem a confirmação do sistema receptor dos sinais de múon do TileCal. Caso a posição em η seja menor que 0,7, deve haver alguma célula D, correspondente ao mesmo setor de *trigger* que a ROI, cujo sinal somado foi aceito pelo sistema receptor proposto. Basta o sinal de uma célula D ser aceito, num total de 8 células, para que o setor de *trigger* seja confirmado, o que aumenta a influência do ruído na detecção.

A Figura 6.29(b) mostra a probabilidade de um múon aceito pelo RPC ser confirmado pelo sistema receptor proposto, conforme o patamar do discriminador (fil-

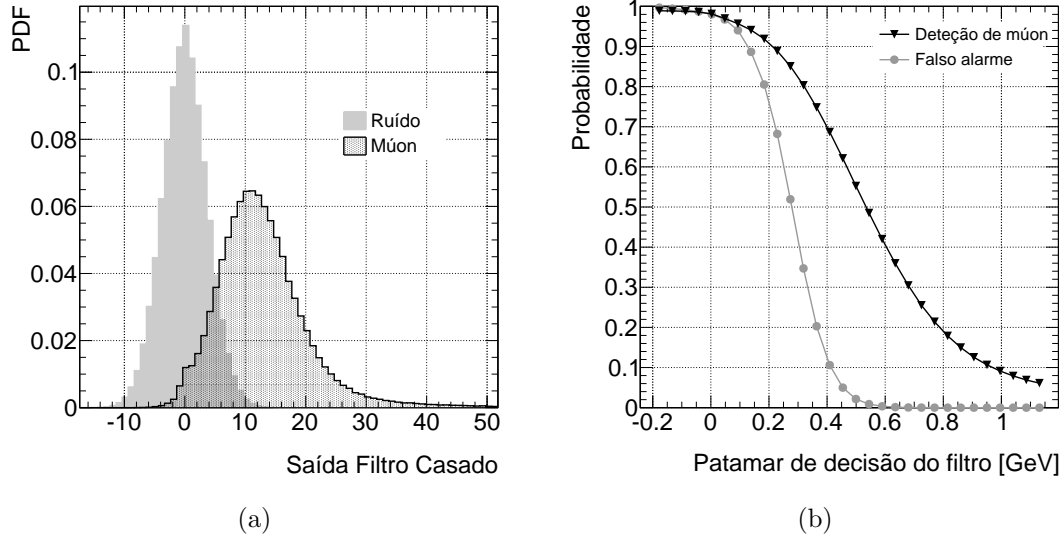


Figura 6.29: Distribuição da saída do filtro casado, versão simples, para sinais de múons e de ruído (a). Probabilidade de se confirmar um múon identificado pelo RPC e de aceitar um evento sem a presença de múons no barril longo do TileCal, em função do patamar aplicado (em energia) à saída do discriminador baseado em filtragem casada, versão simples (b).

tro casado, versão simples) do sistema receptor proposto é alterado. É mostrada, também, a probabilidade de um evento de ruído (sem múons cruzando o barril longo do TileCal) ser aceito pelo sistema proposto. Note que esse falso alarme ainda deve ser confirmado pelo RPC para que o L1 aceite o evento. Assim como os resultados para os testes experimentais com feixes de múons, é possível estimar a energia da célula a partir da saída do filtro. Por isso, o patamar de discriminação do sistema é a energia estimada na célula.

A Figura 6.30(a) mostra o impacto do sistema receptor proposto no desempenho de cada patamar do L1, em função do momento transverso reconstruído *offline*. O patamar indica se o candidato a múon tem momento transverso maior do que a sua especificação. Assim, um candidato a múon aceito pelo maior patamar também é aceito pelos patamares menores, de forma que a eficiência se acumula. O resultado observado é em função das análises *offline*. Já a Figura 6.30(b) mostra o mesmo resultado, porém sem a utilização do sistema combinado. Pode-se ver que existe uma queda de, aproximadamente, 20 pontos percentuais quando se considera o sistema combinado. Essa queda é explicada tanto pelo patamar de discriminação escolhido para o sistema receptor (313 MeV), quanto pela ineficiência do casamento em geometria.

Pode-se notar pela Figura 6.30(b) que a eficiência em baixo- p_T é superior à eficiência em alto- p_T . Ao se observar o desempenho individual de cada patamar de p_T no RPC, sem o acúmulo de patamares superiores, (Figura 6.31), percebe-se

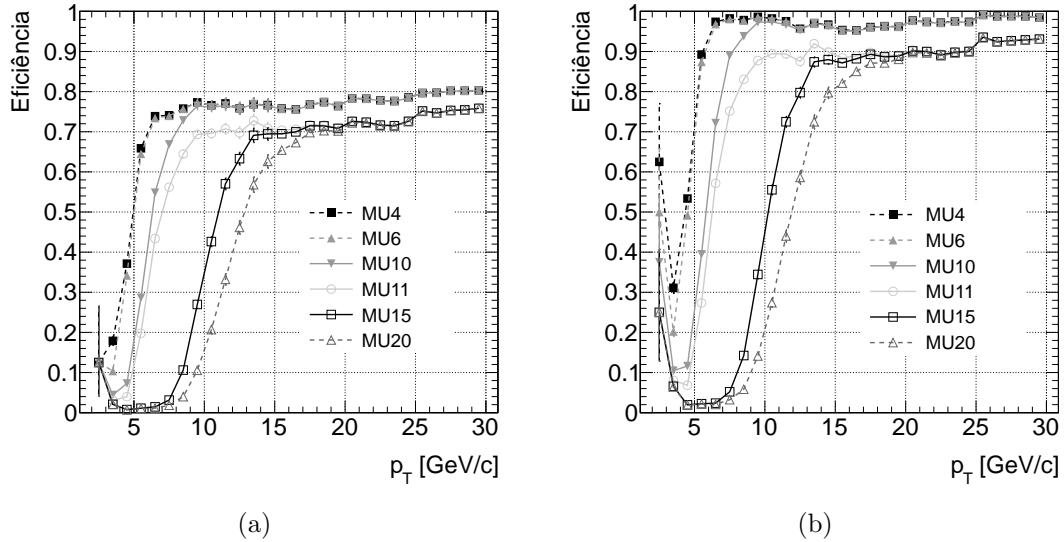


Figura 6.30: Curvas de eficiência em relação ao *offline* por patamar de classificação do L1 para múons, considerando o sistema combinado (a) e somente o RPC (b).

um comportamento diferente para o patamar $MU10$: conforme o p_T do múon aceito por esse patamar aumenta, a eficiência de detecção não diminui. Ou seja, os outros patamares superiores ao $MU10$ não conseguem observá-los. Na prática, o L1 perde boa parte desses múons, uma vez que o patamar $MU10$ é muito sensível a múons de baixo- p_T . Como essa região é predominantemente ocupada por múons originados de processos físicos desinteressantes (ver Seção 5.5.2), o sistema de filtragem opera com um elevado patamar de *prescale*.

Através dos dados de simulações de Monte Carlo, observou-se que a ineficiência

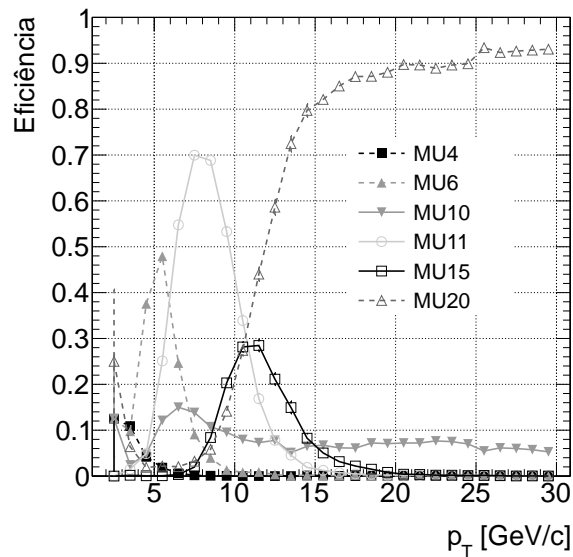


Figura 6.31: Eficiência individual do RPC por patamar de p_T , em relação ao *offline*, sem o acúmulo de patamares superiores.

em relação a todo o ATLAS, devido ao casamento em geometria, é de ≈ 8 pontos percentuais em relação aos resultados da *região A*. Assim, considerando que o receptor possa transmitir uma taxa de falso alarme de 30%, a eficiência na detecção de múons, em relação aos múons discriminados pelo RPC, é de $\approx 72\%$. O desempenho do sistema combinado ainda pode ser ajustado caso os patamares de discriminação sejam selecionados por célula.

Capítulo 7

Calorimetria na identificação de elétrons no L2

Diferentemente da identificação de múons, onde o sinal de calorimetria é utilizado de forma complementar, a identificação de elétrons no ATLAS depende quase que exclusivamente da informação dos calorímetros. Posteriormente, os detetores internos de trajetórias são utilizados para a classificação entre elétrons e fótons, uma vez que ambos têm o mesmo comportamento do ponto de vista de calorimetria, mas fótons não deixam trajetórias (partículas sem massa).

O bóson Z é uma das assinaturas mais importantes para a comprovação experimental da existência do bóson de Higgs. Por também ser uma partícula instável, o bóson Z não é observado diretamente, mas através de suas assinaturas. Dentre elas, a identificação de um par elétron/pósitron (a antipartícula do elétron) é uma das mais importantes. No entanto, as colisões de próton no LHC também produzem interações hadrônicas, caracterizada por jatos observados nos calorímetros, que podem dificultar a discriminação desses elétrons.

Foi utilizada a implementação *online* do algoritmo *Neural Ringer*, utilizando dados de simulações de Monte Carlo e de colisões reais no LHC. O desconhecimento, em dados reais, da natureza do processo físico observado é contornado através da utilização de análises *offline*. Assim, uma metodologia deve ser especificada para a adaptação e o uso do algoritmo *Neural Ringer* na operação do experimento.

7.1 Operação do experimento

Em dados reais de colisões no LHC, a natureza da partícula observada nos sub-detetores do ATLAS é desconhecida. Qualquer decisão precipitada no sistema de filtragem *online* pode descartar eventos interessantes, raros, e que jamais serão recuperados. A estratégia é, então, aceitar a maior parte possível de eventos que apa-

rentem ter a física de interesse do experimento (elevada probabilidade de detecção). No entanto, limitações tecnológicas impossibilitam a aceitação de todo e qualquer evento para posterior análise. A imensa maioria dos eventos de colisão no ATLAS geram eventos desinteressantes que, se aceitos pelo sistema, manteriam as memórias do sistema de aquisição de dados constantemente cheias. Quando, finalmente, o evento interessante viesse a ocorrer, o sistema de aquisição de dados não terá recursos físicos para o processamento desse evento. Essa limitação na banda de aquisição de dados do experimento aumenta a pressão por desempenho do sistema de filtragem *online*.

Logo, embora a estratégia do sistema seja voltada para a aceitação de qualquer possível evento, a taxa de falso alarme do sistema deve ser controlada. Como descrito na Seção 5.3, duas técnicas são utilizadas para o controle da taxa de aceitação dos algoritmos: a taxa de *prescale* e a alteração no patamar de discriminação imposto aos algoritmos de hipótese. Esses patamares de discriminação são baseados na abordagem *offline* dos algoritmos utilizados no sistema *online*.

As simulações de Monte Carlo utilizadas já consideram as características de operação do LHC. Nesse ambiente, a luminosidade dos feixes de prótons envolvidos na colisão é maior, aumentando a quantidade interações entre partículas por colisão, num cenário de máxima luminosidade previsto para o LHC. Na prática, a taxa de eventos observados no L1 aumenta. Também, a quantidade de eventos empilhados é maior, prejudicando o desempenho dos algoritmos de seleção de partículas. Pode-se, então, observar o impacto em cenários futuros de operação ao se utilizar algoritmos projetados para o cenário atual.

7.1.1 *Offline*

Os algoritmos *offline* reconstroem inteiramente os eventos aceitos pelo sistema *online*. Conceitos do L1 e do HLT, como ROI e *chain*, não são utilizados nesse ambiente. No lugar, objetos *offline* são detetados após a reconstrução total das características do evento, com a utilização de técnicas menos sensíveis ao falso alarme e que aumentam a resolução das características extraídas [91]. Por isso, os objetos *offline* devem ser associados com as ROI selecionadas pelo L1, para que a eficiência dos algoritmos *online* seja expressa em função do desempenho dos algoritmos *offline*.

Apesar da análise *offline* apresentar um melhor desempenho em relação aos algoritmos *online*, a sua eficiência não é perfeita. Em simulações de Monte Carlo, a ineficiência dos algoritmos é calculada e considerada para a operação do sistema [91]. Espera-se que a eficiência do *offline* na detecção de elétrons do processo de decaimento do bóson Z seja de, aproximadamente: 94% para o *loose*, 90% para o *medium* e de 72% para o *tight*. Da mesma forma, $\approx 0,62\%$ do total de jatos reconstruídos

pelo *offline* são aceitos critério *tight*, 22% para o *loose* e 10% para o *medium*. A quantidade de jatos aceitos como elétrons pelos critérios *offline* dependem, então, da frequência de jatos aceitos pelo sistema *online* de filtragem.

Assim, um método específico é utilizado pela colaboração para a avaliação dos algoritmos de identificação de partículas, chamado de *tag-and-probe* [92]

Tag-and-probe

Esse método consiste em utilizar a identificação de duas partículas para a estimação da eficiência de detecção de um determinado algoritmo. É extremamente útil para aplicações em dados reais, onde a natureza da partícula observada é desconhecida. A avaliação do desempenho considera um processo físico de interesse, idealmente, aqueles em que o estado final de decaimento apresenta duas partículas detetáveis. No caso do bóson de Z, por exemplo, o estado final consiste em dois elétrons ou dois múons.

Calcula-se a eficiência a partir da quantidade de objetos *probe* identificados pelo algoritmo avaliado dado que o evento possui um objeto *tag* associado. Ou seja, busca-se entre todos os candidatos detetados no evento, aqueles que foram aceitos por um critério extremamente preciso (*tag*) — normalmente algum critério *medium* ou *tight* — e possíveis outras considerações. Para cada objeto *tag*, busca-se por outros candidatos que, em conjunto com o objeto *tag* selecionado, se aproximem da assinatura do processo físico de interesse (*probe*). Normalmente, alguns outros pré-requisitos também são impostos para a seleção desses objetos *probe*. Finalmente, a eficiência é calculada pela razão entre a quantidade de objetos *probe* identificados pelo algoritmo avaliado e a quantidade total de objetos *probe* selecionados.

A imposição de características físicas ao confrontar o par *tag-probe*, de acordo com processo físico de interesse, como, por exemplo, a reconstrução da massa invariante do bóson Z, aumenta a rejeição do método em relação ao ruído de fundo do experimento. Por isso a sua ampla utilização na colaboração, tanto na avaliação de algoritmos no ambiente *online* e *offline*, como na otimização dos cortes utilizados, por exemplo, no algoritmo *T2Calo*.

O método de *tag-and-probe* utilizado nesse estudo utiliza condições e requisitos leves para a seleção de cada objeto. Ambos os objetos *tag* e *probe* necessitam de um objeto *offline* associado e que tenha sido aceito pelo critério *medium* de identificação de elétrons. Posteriormente, o par formado deve reconstruir a massa invariante do bóson Z no intervalo [84, 94] GeV (a massa do bóson Z é $\approx 91,18\text{GeV}$ [93]). Assim, para o evento ser considerado, um dos objetos do *offline* deve ter sido aceito pelo *T2Calo* (*tag*). A eficiência é calculada, então, como a probabilidade do algoritmo testado aceitar o outro objeto *offline* (*probe*).

7.2 Base de dados

Essa seção descreve as bases de dados utilizadas no estudo. Simulações de Monte Carlo foram utilizadas para avaliar o desempenho do *Neural Ringer* considerando um cenário futuro de operação. Também, dados reais de colisões foram utilizados para a avaliação do algoritmo considerando as condições atuais de operação. Em todos os casos, os dados foram gerados em 2011.

7.2.1 Simulações de Monte Carlo

Estudos anteriores já haviam avaliado o desempenho do *Neural Ringer* utilizando dados de simulações de Monte Carlo. Entretanto, nenhum estudo foi feito considerando as características dos processos físicos de interesse do ATLAS. Além disso, o cenário de operação em que essas simulações foram baseadas não condiz, nem com o cenário atual, nem com o cenário futuro (de *upgrade*). Assim, utilizaram-se simulações de Monte Carlo de 2011 para a produção de bósons Z . Um estudo preliminar, utilizando uma assinatura de baixa energia para a identificação de elétrons do decaimento do bóson Z mostrou resultados promissores, que serão aprofundados nesse estudo [94]

As condições das colisões dessas simulações contemplam um cenário de operação esperado para 2020. A energia envolvida é de 14 TeV (8 TeV atualmente), com uma luminosidade máxima de 10^{34} (a luminosidade máxima atualmente é de $7,73 \times 10^{33}$). Nessas condições, a quantidade de empilhamento de eventos é considerável. Na simulação, um evento pode conter a informação dos últimos 36 eventos. Na prática, aumenta-se a quantidade de ruído de fundo observado no evento. Entretanto, se esses eventos empilhados acontecem na mesma região do detetor, a informação sobreposta pode impedir a correta identificação das partículas.

Como ruído de fundo do processo de decaimento do bóson Z , utilizou-se simulações de jatos com energia concentrada em 17 GeV, operando sobre as mesmas condições já descritas.

As simulações utilizadas alimentam os emuladores dos sistemas do ATLAS (através do *framework* do *athena*), fornecendo uma resposta muito parecida com a observada experimentalmente. O sistema de filtragem foi configurado com duas assinaturas distintas: *e10*, para objetos eletromagnéticos (elétrons e fótons) com energia transversa (E_T) superior a 10 GeV; e *e22*, para objetos com $E_T > 22$ GeV. Para cada assinatura, foram configuradas duas *chains* distintas. Enquanto uma utilizava o algoritmo padrão *T2Calo*, outra utilizava o algoritmo *Neural Ringer*. De forma a analisar o evento completo, sem a influência dos dois algoritmos no sistema de filtragem, os seus respectivos algoritmos de teste de hipótese foram configurados para não rejeitar eventos. Assim, todas as regiões de

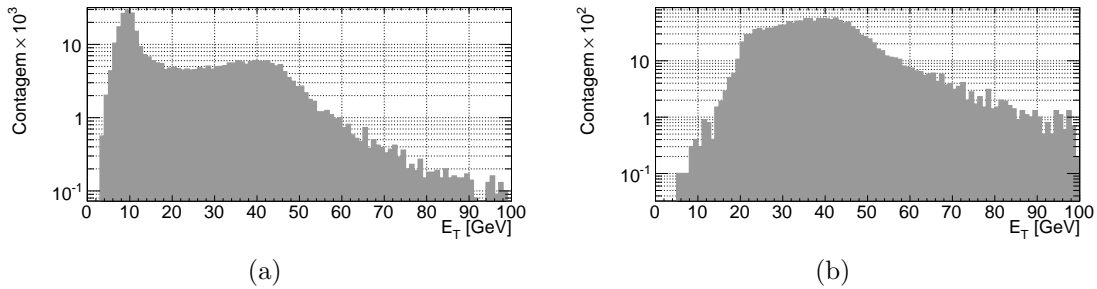


Figura 7.1: Distribuição de energia de todas as regiões de interesse das simulações de Monte Carlo, considerando a assinatura $e10$ (a) e $e22$ (b).

interesse (ROI) selecionadas pelo L1 estavam disponíveis para análise dos algoritmos *offline*, bem como a decisão entre aceitar ou não essa ROI.

A Figura 7.1(a) mostra a distribuição de energia das ROI de ambos os processos físicos utilizados, para a assinatura $e10$. Pode-se perceber que a distribuição de energia tem o pico ao redor de 10 GeV. Posteriormente, ela decresce até aumentar novamente entre a faixa $20 \text{ GeV} < E_T < 50 \text{ GeV}$, que corresponde aos elétrons de interesse do decaimento do bóson Z. Já a Figura 7.1(b) mostra a mesma distribuição, só que para a assinatura $e22$. Note que não há mais uma distinção clara de duas distribuições de energia.

Truth

Em simulações de Monte Carlo, a natureza dos processos físicos é conhecida. Todas as partículas originadas da colisão, bem como aquelas que foram produzidas por decaimentos dentro e fora do detetor, suas propriedades e características estão disponíveis para análise (conjunto de variáveis etiquetadas como *truth*, ou verdade). Essas informações podem ser utilizadas para a construção de modelos exatos e para a estimativa do desempenho do sistema de filtragem.

7.2.2 Dados Reais de Colisões

Diversas rodadas de colisões de prótons do experimento foram utilizadas para a aquisição dos anéis do *Neural Ringer*, assim como as respectivas informações do algoritmo *T2Calo*. A Tabela 7.1 descreve quais rodadas foram utilizadas, com a respectiva quantidade de eventos considerados para o estudo e o tipo de amostra que a rodada contempla.

Para essas rodadas, entretanto, considerou-se somente eventos aceitos por *chains* voltadas para a caracterização de jatos. A utilização de duas rodadas distintas permite analisar a generalização de discriminadores projetados. Os dados da rodada 191715 foram filtrados por uma seleção de eventos voltada para as análises

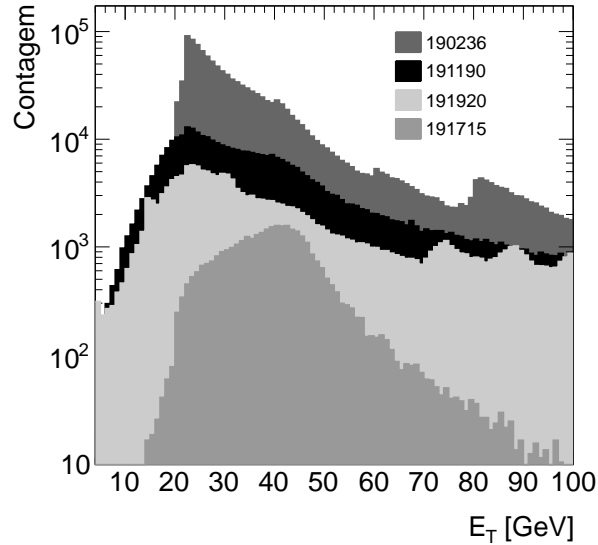


Figura 7.2: Distribuição de energia das ROI presentes em cada rodada.

referentes ao bóson Z. Enquanto isso, somente eventos aceitos por *chains* configuradas para a identificação de elétrons e fótons foram adquiridos pela rodada 190236.

Todas as rodadas utilizadas foram realizadas no mesmo período de aquisição de dados (mesmas configurações do sistema de filtragem, luminosidade do feixe de partículas, regiões ativas do detector...), em 2011. Devido às condições de operação do detector nesse período, somente a assinatura $e22$ é considerada nas análises.

A Figura 7.2 mostra a distribuição de energia das ROI aceitas pela assinatura $e22$ em cada uma das rodadas. Pode-se perceber que a distribuição de energia das ROI varia dependendo da rodada. No caso das rodadas 191190 e 191920, ambas para a amostra de jatos, as respectivas distribuições de energia são parecidas. Para as amostras com elétrons, a rodada 191715 se parece com a distribuição de energia dos dados simulação de Monte Carlo, uma vez que ambos representam o mesmo processo físico. Já para a rodada 190236, pelo menos uma assinatura de elétrons, ou fótons, deve ter sido aceita para cada evento. Esse conjunto de dados fornece elétrons de diversos processos físicos, inclusive o bóson Z.

Tabela 7.1: Dados reais utilizados para a identificação de elétrons no L2

Rodada	#Eventos	Amostra
190236	1231592	Elétrons/fótons
191190	812003	Jatos
191715	17848	Bóson Z
191920	714968	Jatos

7.3 Discriminadores neurais

O algoritmo de extração de características do *Neural Ringer* fornece os anéis necessários para a descrição do perfil de deposição de energia da ROI. O algoritmo de hipótese, baseado numa rede neural, deve operar sobre esse anéis para fornecer a decisão da *chain*. Entretanto, para o treinamento supervisionado da rede, cada ROI deve ser previamente classificada de acordo com a sua natureza. No caso de simulações de Monte Carlo, essa classificação pode ser feita de acordo com a informação da *truth*, enquanto a informação das análises *offline* deve ser utilizada em dados reais

Além disso, a quantidade de variáveis utilizadas na discriminação deve ser avaliada. A utilização dos 100 anéis extraídos, apesar de não interferir significativamente no tempo de total de execução do *Neural Ringer* [90], aumenta a quantidade de espaço em disco necessária para o seu armazenamento. Técnicas de pré-processamento podem ser utilizadas para diminuir a quantidade de anéis necessários para uma elevada discriminação.

Por fim, toda a metodologia de desenvolvimento dos discriminadores deve ser guiada para a operação no experimento, seus requisitos e condições.

7.3.1 Seleção de sinais

As ROI de todos os dados utilizados, sejam de simulações de Monte Carlo, sejam de colisões reais no LHC, devem ser classificadas antes da fase de treinamento dos discriminadores. Enquanto informação *offline* é utilizada em dados reais, em dados de simulações de Monte Carlo, tanto a informação *offline*, quanto a informação sobre a verdade da simulação, podem ser utilizadas. Duas seleções diferentes são utilizadas:

Seleção via *offline* : as ROI selecionadas pelo L1 são casadas com os objetos reconstruídos no ambiente *offline*, através de suas posições no plano $\eta \times \varphi$. Posteriormente, uma ROI é considerada um elétron caso o seu objeto *offline* associado tenha sido aceito pelo critério *tight* de elétrons. Por sua vez, a ROI é considerada jato caso o objeto *offline* associado tenha sido rejeitado, tanto pelo critério *loose* de elétrons, quanto pelo critério *loose* de fótons. As ROI que não satisfaçam as condições acima são evitadas para o treinamento das redes neurais. No entanto, a resposta dos modelos neurais a estas ROI deve ser estudada após a fase de treinamento, para as análises sobre a operação do experimento.

Seleção via *truth* : aplicável somente em dados de simulação de Monte Carlo, essa seleção considera que os processos físicos de interesse são conhecidos. Assim,

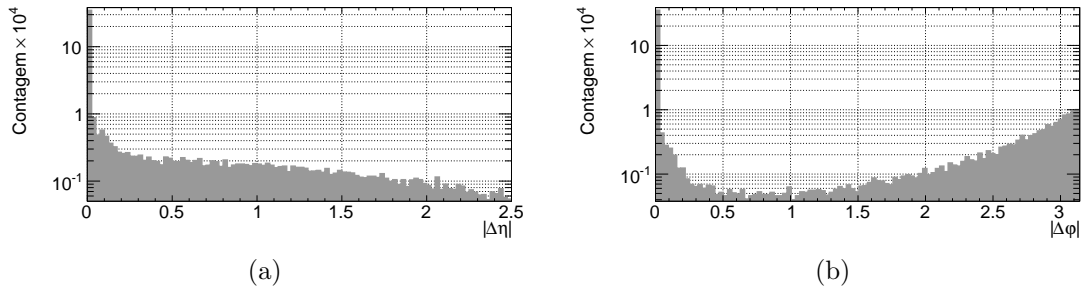


Figura 7.3: Distribuição da diferença entre os objetos *offline* e as ROI eletromagnéticas dos dados simulados, em η (a) e φ (b).

a ROI é considerada elétron caso pertença à simulação do bóson Z e case com a informação da *truth* (a posição no plano $\eta \times \varphi$ entre a partícula original e a ROI). Todas as ROI presentes na simulação de jatos são consideradas jatos.

Para dados reais, somente a seleção *offline* é implementada. No entanto, duas abordagens são avaliadas. Na primeira, utilizam-se os dados reais filtrados para o decaimento do bóson Z , alinhando o treinamento à detecção do bóson Z e ao método *tag-and-probe* utilizado para a avaliação dos algoritmos pela colaboração (abordagem *zee*). Na segunda, considera-se que os algoritmos *online* devem acompanhar a decisão do algoritmo *offline*, com seus erros e acertos. Logo, não podem haver restrição quanto ao processo físico observado (abordagem *egamma*).

Assim, o par de rodadas 191715-191190 foi utilizado na abordagem *zee*, enquanto o par 190236 – 191920 foi utilizado na abordagem *egamma*.

Para os dados de simulações de Monte Carlo, aplicou-se tanto a seleção via *offline*, quanto a seleção via *truth*.

A Figura 7.3(a) mostra a distribuição da diferença em η entre todos os objetos reconstruídos *offline* e todas as ROI eletromagnéticas, para as simulações de Monte Carlo. Em todos os casos de casamento entre ROI e objeto *offline*, ou ROI e partícula da *truth*, o valor absoluto da diferença entre as respectivas posições em η e φ não pode exceder 0,03 (pico das distribuições). Esse valor foi escolhido de forma a diminuir ao máximo a ineficiência desse casamento. O mesmo resultado para φ pode ser observado na Figura 7.3(b). Resultados semelhantes são obtidos quando os dados reais são considerados. A Tabela 7.2 mostra a quantidade de ROI que foi selecionada para cada classe (elétron e jato), por assinatura, tanto para dados reais, quanto para dados simulados.

7.3.2 Estratégia de *trigger*

Os discriminadores neurais são desenvolvidos para a operação no experimento. Assim, a saída da rede neural deve ser comparada com um patamar para a decisão

Tabela 7.2: Quantidade de ROI selecionadas como elétron e jato para os dados utilizados

Dados	Sinal	Seleção	Classe	e10	e22
Simulados	bóson Z	truth	Elétron	36336	32030
			Jato	98091	8556
		offline	Elétron	29464	26162
			Jato	28729	1355
Reais	e/γ	offline	Elétron	—	409712
			Jato	—	28753
	bóson Z		Elétron	—	29693
			Jato	—	63885

entre aceitar ou rejeitar a ROI em questão. Esse patamar, porém, pode ser definido por diversas estratégias [82].

Nesse estudo, três estratégias são consideradas. A primeira considera o ponto de operação do discriminador que consegue a melhor relação entre probabilidade de detecção de elétrons e taxa de falso alarme de jatos, segundo o índice SP [90]:

$$SP = \sqrt{\sqrt{P_e \times (1 - F_j)} \times \frac{(P_e + (1 - F_j))}{2}} \quad (7.1)$$

onde P_e é a probabilidade de detecção de elétrons, e F_j a taxa de falso alarme do discriminador. A utilização da média geométrica aumenta a sensibilidade em relação às discrepâncias entre as duas eficiências. O índice SP pode ser uma alternativa para a escolha de um critério *medium* para o discriminador proposto.

As outras duas abordagens consideram a taxa de detecção e de falso alarme operadas pelo *T2Calo*, também, possibilitando a comparação direta entre os dois algoritmos. No entanto, deve-se sempre beneficiar a probabilidade de detecção, já que é esta a estratégia comum no sistema *online* de filtragem do ATLAS.

7.3.3 Metodologia de treinamento

Em todas as abordagens, os conjuntos de ROI de elétrons e jatos foram igualmente divididos aleatoriamente em dois conjuntos: o conjunto de treino, utilizado para o ajuste dos parâmetros da rede neural, e o conjunto de teste, utilizado para a avaliação do desempenho de cada discriminador desenvolvido. Posteriormente, as ROI que não foram utilizadas, nem no conjunto de treino, nem no conjunto de teste, também são analisadas. O conjunto de teste também é utilizado como conjunto de validação do treinamento, a fim de evitar o super-treinamento das redes neurais [95]. Normalmente, em experimentos de física de partículas, a quantidade produzida de eventos, seja por simulações, seja por aquisições em experimentos reais, é suficiente para a caracterização estatística do processo físico de interesse. Dessa forma, não é

necessário dividir a base de dados em três conjuntos distintos, como usualmente é feito em projetos de redes neurais [95].

A arquitetura utilizada foi aquela com melhor desempenho variando-se a quantidade de neurônios na camada escondida da rede neural de 0 (sem camada escondida) a 20. Esse parâmetro é escolhido a partir dos dados de simulações com a seleção de ROI via *truth*, por não conter as tendências da seleção *offline*. A rede possui somente uma camada escondida de neurônios e somente um neurônio na camada de saída. Todos os neurônios têm a função tangente hiperbólica como função de ativação, onde elétrons são mapeados pelo neurônio de saída em ‘1’ e jatos em ‘-1’.

O algoritmo de treinamento utilizado foi o *resilient backpropagation* [96], devido à sua rápida convergência (utilizaram-se de 500 a 800 épocas de treinamento). Os pesos sinápticos da rede são ajustados por batelada, considerando o erro médio quadrático (*Mean-Squared Error* - MSE) como função a ser minimizada. Como a quantidade de ROI de elétrons e de jatos, para alguns casos, é muito diferente, a quantidade de ROI utilizadas na batelada é definida pela classe com o menor número de exemplares no treinamento. Posteriormente, para cada época, escolhe-se aleatoriamente a mesma quantidade de ROI da classe mais numerosa.

Um método de validação cruzada foi implementado para estimar o impacto da flutuação estatística dos dados utilizados no desempenho dos discriminadores [95]. O método utilizado consiste em dividir o conjunto total de dados em N subgrupos, de forma aleatória. Define-se, então, uma quantidade K de sorteios, onde cada sorteio consiste em escolher aleatoriamente metade dos N subgrupos para formar o conjunto de treino, e a outra metade para formar o conjunto de teste. A Figura 7.4 mostra um ilustrativo com a escolha de eventos para a validação cruzada.

A cada sorteio, escolhe-se aleatoriamente os subgrupos para formar novos conjuntos de treino e teste. Treina-se um discriminador neural para cada sorteio. Após os K sorteios (10 sorteios no caso), o desvio padrão dos resultados dos discriminadores de cada sorteio, em conjunto com o valor médio desses resultados, constitui

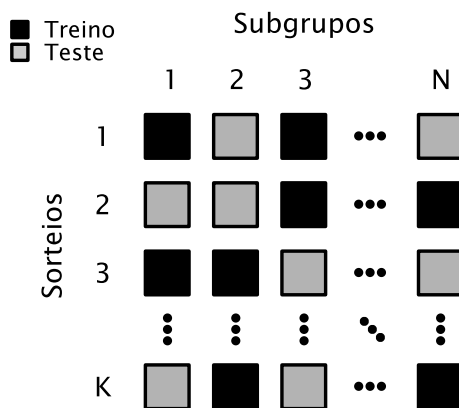


Figura 7.4: Ilustrativo do funcionamento da validação cruzada utilizada.

uma boa estimativa do efeito da flutuação estatística dos dados sobre o desempenho da rede neural. No entanto, deve-se escolher uma rede dentre as treinadas para diferentes sorteios. De forma a evitar a polarização do resultado para um determinado conjunto específico de treino/teste, escolhe-se a rede que obtiver o melhor desempenho utilizando todo o conjunto de dados disponível.

Por fim, antes de alimentar a rede neural, a informação da energia dos anéis deve ser normalizada, de forma a evitar a saturação dos pesos da rede. Diversas normalizações para o *Neural Ringer* já foram estudadas [64]. Concluiu-se que a normalização mais satisfatória é a divisão do valor de cada anel pela soma do valor de todos os anéis extraídos da ROI.

Embora o MSE seja escolhido como a função custo, o desempenho da rede é avaliado segundo a sua eficiência na classificação de cada classe. O índice SP foi utilizado como figura de mérito para a seleção de discriminadores na fase de treinamento, por agrupar as duas eficiências numa única medida. Posteriormente, para a utilização em operação, outras estratégias podem ser utilizadas.

Após o treinamento, a configuração de pesos sinápticos considerada é aquela que alcançou o maior índice SP, considerando o conjunto de teste. Caso o índice SP do conjunto de teste não aumente após 100 épocas consecutivas, o treinamento é terminado. Garante-se, também, que não exista *overfitting* dos resultados.

7.3.4 Compactação por Relevância

Os anéis são extraídos de forma a caracterizar totalmente a região de interesse. No entanto, muitos dos anéis extraídos não adicionam informação relevante à discriminação de elétrons e jatos. O estudo de relevância da informação de cada anel pode, então, diminuir a quantidade de anéis extraídos e utilizados no classificador.

O estudo consiste em analisar o impacto no desempenho de um discriminador neural após eliminar a informação de uma dada variável de entrada [97]. Na prática, consiste em simular a rede neural, previamente treinada utilizando a informação completa dos anéis, alterando a informação do *i*-ésimo anel pelo seu valor médio. Caso o desempenho da rede neural se altere consideravelmente, este anel é considerado relevante. Um novo discriminador deve ser desenvolvido após a exclusão dos anéis pouco relevantes.

Dois abordagens são utilizadas na avaliação da relevância de cada anel: a diferença entre o índice SP alcançado considerando a informação de todos os anéis, e o índice SP após o estudo da relevância para o *i*-ésimo anel; e o erro médio quadrático (MSE) entre a saída da rede neural antes e após o estudo de relevância, calculada para cada ROI. Enquanto a abordagem por MSE mede a sensibilidade da rede para cada anel, a abordagem por índice SP mede o impacto direto de cada anel

na classificação, logo, alinhado ao propósito do discriminador neural. Outra vantagem da abordagem por índice SP é a identificação de anéis confundidores. Ou seja, a utilização desses anéis degrada o desempenho do discriminador. Uma diferença negativa entre o índice SP antes e depois do estudo de relevância, para o i-ézimo anel, indica a presença de anéis confundidores.

O estudo de relevância individual por anel pode ser adaptado para o estudo da relevância de cada camada dos calorímetros. Substitui-se, em vez de cada anel, a informação de todos os anéis de uma determinada camada de deposição de energia do calorímetro. Os resultados dessa abordagem por camada podem ser interpretados da mesma forma que os resultados para cada anel. No entanto, a eliminação de todos os anéis de uma camada implica na eliminação de uma etapa do algoritmo de extração de características do *Neural Ringer*, diminuindo, assim, o seu tempo de execução.

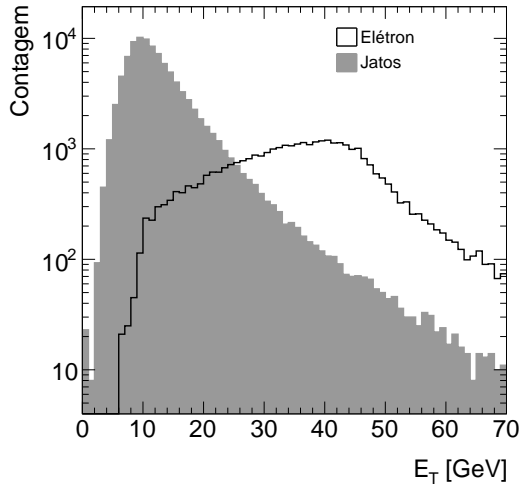
7.4 Desempenho dos discriminadores neurais

Primeiramente, redes neurais foram treinadas utilizando os dados de simulações de Monte Carlo, para as assinaturas *e10* e *e22*, considerando as seleções via *truth* e *offline*. A melhor arquitetura é aquela que possui o melhor compromisso entre desempenho e complexidade, escolhida após o treinamento de redes com diversas arquiteturas diferentes. A decisão sobre qual arquitetura usar foi feita a partir dos resultados considerando a seleção via *truth*, assinatura *e10* (por possuir uma estatística maior do que a assinatura *e22*), de forma a evitar possíveis deficiências das análises *offline*. Posteriormente, essa arquitetura foi utilizada para os discriminadores nas outras abordagens, seja com dados simulados, seja com dados reais.

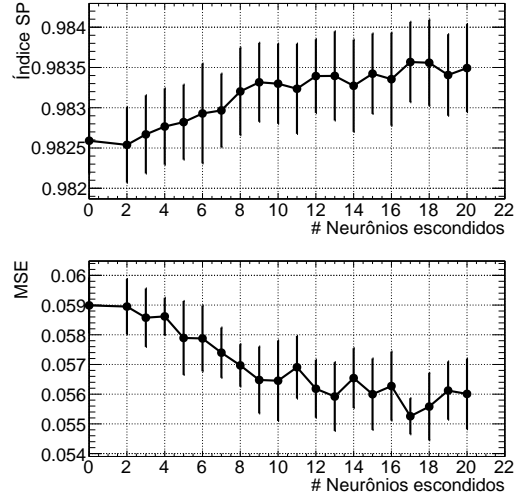
7.4.1 Dados simulados

A Figura 7.5(a) mostra as distribuições de energia das ROI selecionadas via *truth*, para a assinatura *e10*, de elétrons e jatos. Pode-se notar que as duas distribuições são bem distintas. Essa distinção favorece a discriminação das duas classes, uma vez que a maior parte dos jatos é notadamente diferente dos elétrons. O desempenho das redes de diferentes arquiteturas treinadas a partir destes dados pode ser observado na Figura 7.5(b) (para o conjunto de teste). O resultado considera a flutuação estatística estimada através do método de validação cruzada. Note que o índice SP aumenta continuamente, até, aparentemente, voltar a diminuir após 18 neurônios. Assim, escolheu-se essa arquitetura como a mais adequada.

Selecionada a rede neural mais apropriada desta arquitetura (18 neurônios), a Figura 7.6(a) mostra a evolução do índice SP, da eficiência de detecção de elétrons



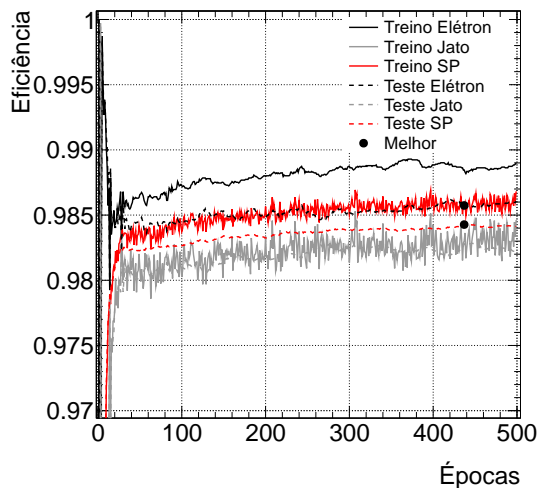
(a)



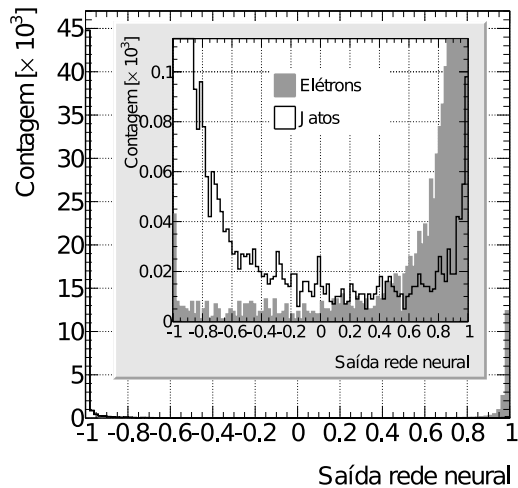
(b)

Figura 7.5: Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados de simulação, assinatura $e10$, seleção via *truth* (a) e o desempenho das redes neurais de diferentes arquiteturas, treinadas a partir destes dados (b).

e da eficiência de detecção de jatos, para os conjuntos de treino e teste. Após um período transiente, o desempenho da rede aumenta conforme avança o treinamento. A melhor configuração dos pesos sinápticos (maior índice SP do conjunto de teste), no entanto, é alcançada antes do número máximo de épocas. Note que curva de aprendizado para jatos é mais ruidosa que para elétrons, devido à limitação do número de exemplares na batelada do algoritmo (de acordo com o número de ROI de elétrons no conjunto de treino). Já a Figura 7.6(b) mostra a saída desta rede



(a)



(b)

Figura 7.6: Evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos, para os dados simulados da assinatura $e10$ selecionados via *truth* (a) e a resposta desta rede neural às ROI do conjunto de teste (b).

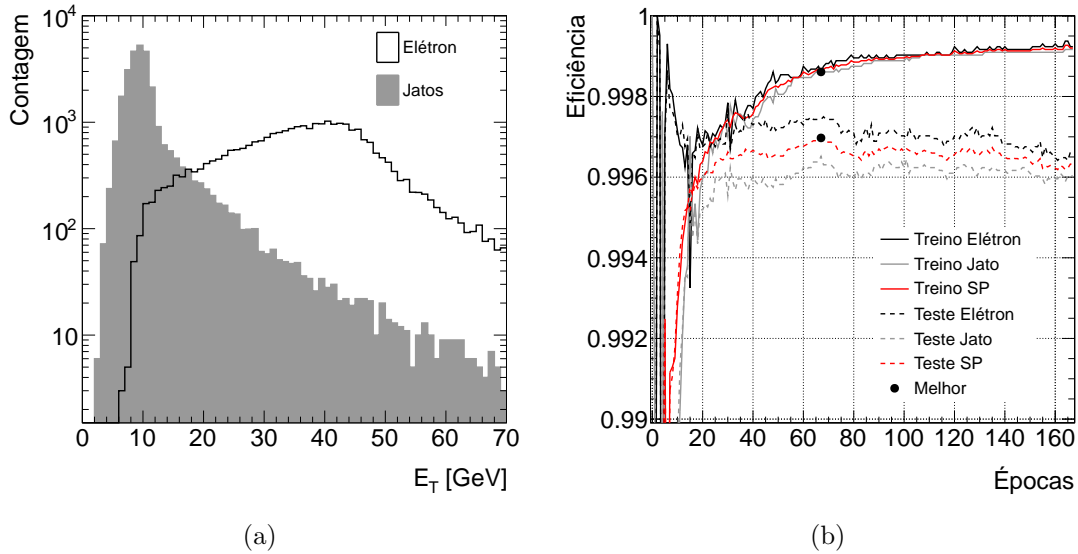


Figura 7.7: Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados de simulação, assinatura $e10$ selecionados via *offline* (a) e a evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos para esses dados (b).

neural. Pode-se notar que a maior parte dos elétrons e dos jatos foram corretamente mapeados para ‘1’ e ‘-1’, respectivamente. No entanto, a rede neural não conseguiu aprender corretamente todas as ROI, uma vez que alguns elétrons ainda aparecem mapeados em ‘-1’ (e jatos em ‘1’).

Dessa forma, a arquitetura com 18 neurônios na camada escondida foi utilizada também para os dados de simulação cujas ROI foram selecionadas via *offline*, para ambas as assinatura ($e10$ e $e22$). A Figura 7.7(a) mostra a distribuição de energia das ROI utilizadas considerando os dados de simulação da assinatura $e10$, seleção via *offline*. Pode-se perceber que as distribuições são muito semelhantes àquelas apresentadas pela seleção via *truth* (Figura 7.5(a)). No entanto, pode-se observar uma diferença entre as duas distribuições de jatos. Essas respectivas ROI, ou não casaram com algum objeto *offline*, ou foram aceitas por algum dos critérios *loose*, ou *medium*, de elétron ou fóton. Já a Figura 7.7(b) mostra a evolução das eficiências de detecção de elétrons, de jatos e o índice SP para o treinamento considerando essas ROI. Note que o treinamento teve que ser interrompido logo após 60 épocas, de forma a evitar o sobre-treinamento do discriminador.

A Figura 7.8 mostra os mesmos resultados de dados simulados selecionados via *offline* já descritos, só que para a assinatura $e22$. Neste caso, as distribuições de energia das duas classes (Figura 7.8(a)) estão quase totalmente sobrepostas. Note, ainda, que um corte em energia ($E_T > 18 \text{ GeV}$) já eliminaria uma parte dos jatos. Ainda assim, nenhum corte extra foi utilizado. Já a Figura 7.8(b) mostra a evolução das eficiências durante o treinamento da rede neural. Novamente, o treinamento deve ser interrompido para se evitar o sobre-treino. Como a quantidade de jatos é muito

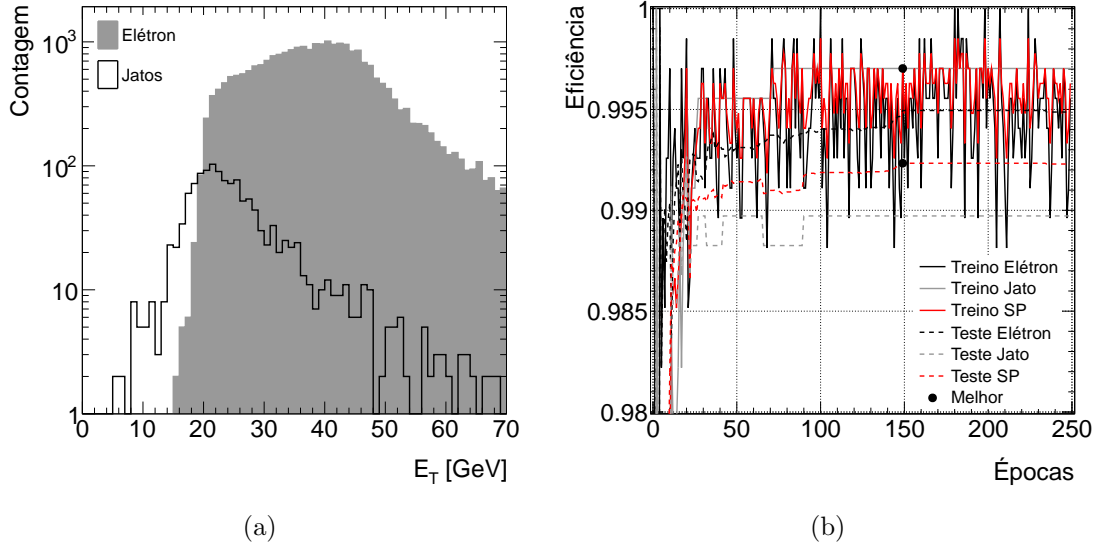


Figura 7.8: Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados de simulação, assinatura $e10$ selecionados via *offline* (a) e a evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos para esses dados (b).

menor do que a quantidade de elétrons (respectivamente 1355 e 26162), as curvas, além de ruidosas, não se alteram por muitas épocas.

A Figura 7.9 resume o desempenho de cada discriminador através das respectivas curvas ROC, considerando somente os conjuntos de teste de cada rede neural. Para referência, é mostrado o desempenho do algoritmo *T2Calo* para as mesmas ROI utilizadas. Note que o algoritmo *T2Calo* opera com uma eficiência abaixo da eficiência dos discriminadores desenvolvidos, em todos os casos. Note, também, que o desem-

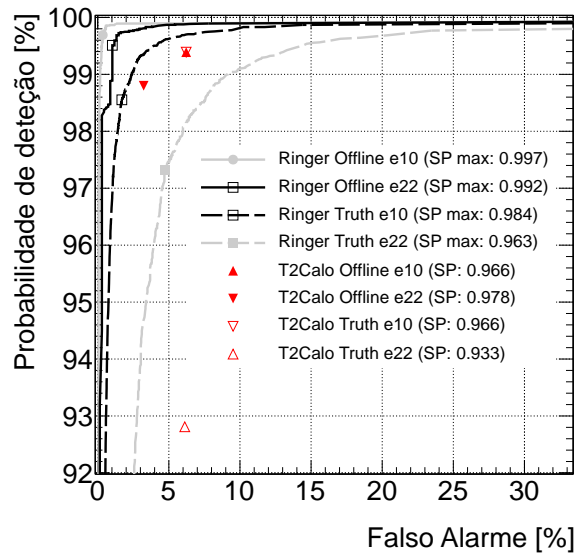


Figura 7.9: Curvas ROC dos discriminadores desenvolvidos segundo as duas seleções de sinais utilizadas, para ambas as assinaturas estudadas.

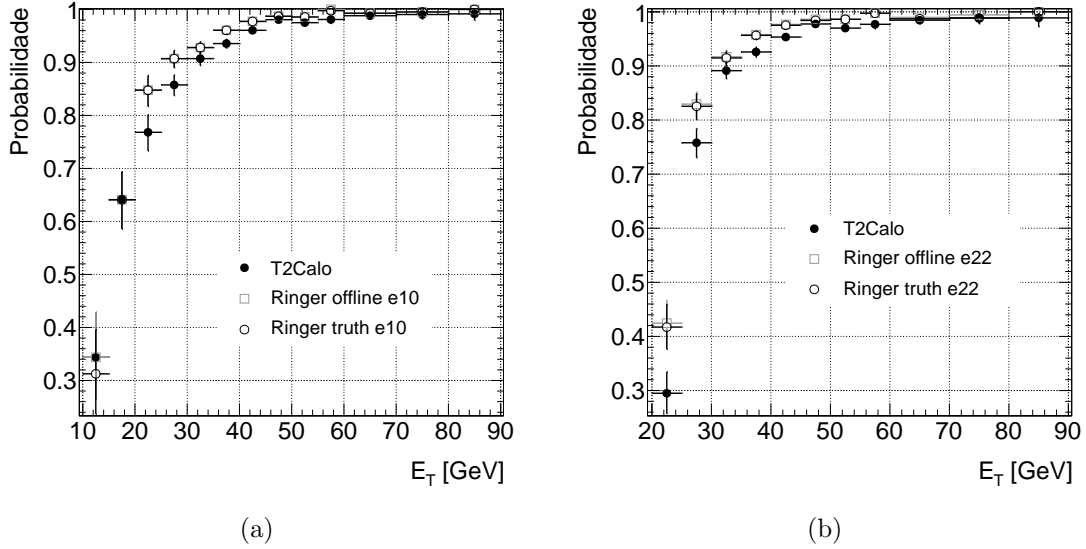


Figura 7.10: Desempenho dos discriminadores baseados em dados simulados utilizando o método *tag-and-probe*, para a assinatura $e10$ e $e22$.

penho da rede treinada pelos dados selecionados via *truth* é inferior ao desempenho da sua correspondente selecionada via *offline*. Como a maior diferença entre essas duas abordagens está na seleção de jatos (visto a diferença nas suas deposições de energia), pode-se presumir que a seleção *offline* já elimina parte daquelas ROI que prejudicam o desempenho da rede treinada via *truth*. Por fim, o ponto de operação de cada rede é aquele em que o índice SP é máximo (marcador em cima de cada curva ROC), visto que esse ponto de operação já proporciona uma eficiência de detecção maior que a alcançada pelo *T2Calo*.

O método *tag-and-probe* também foi utilizado sobre os dados simulados. A Figura 7.10(a) mostra a eficiência segundo o *tag-and-probe*, em função da energia transversa do objeto *probe* associado (calculada no L2), para a assinatura $e10$ (o resultado da assinatura $e22$ pode ser visto na Figura 7.10(b)). Foi calculada, também, a eficiência considerando o discriminador desenvolvido pela seleção via *truth*. Pode-se perceber que, em ambas as assinatura, o desempenho do discriminador do *Neural Ringer* é superior, em toda a faixa de energia considerada. A eficiência do algoritmo é considerada, então como a média euclidiana ponderada para a faixa de energia entre 10 GeV (22 GeV para a assinatura $e22$) e 70 GeV. Esse resultado, assim como o falso alarme associado ao discriminador, é resumido na Tabela 7.3. Pode-se perceber que o discriminador desenvolvido pela seleção *offline* consegue um desempenho melhor do que aquele desenvolvido pela seleção *truth*, uma vez que consegue, aproximadamente, a mesma eficiência de detecção para um falso alarme menor. Isso é esperado, uma vez que o próprio método *tag-and-probe* já faz um casamento entre as ROI e os objetos *offline* aceitos pelo critério *medium* (similar à seleção *offline* utilizada nessa tese).

Tabela 7.3: Eficiência de detecção, considerando o método *tag-and-probe*, e o falso alarme associado (considerando a seleção via *offline*), para os discriminadores baseados nos dados simulados. A incerteza estatística associada é pequena e pode ser omitida.

Discriminador	Deteção [%]	Falso Alarme [%]
Ringer Offline e10	96,86	0,25
T2Calo Offline e10	95,27	6,22
Ringer Truth e10	96,85	0,36
Ringer Offline e22	97,11	0,66
T2Calo Offline e22	95,21	3,25
Ringer Truth e22	96,95	5,04

Compactação por relevância

Os discriminadores baseados na seleção *offline* foram submetidos ao estudo de relevância, considerando o conjunto de teste de cada discriminador. Tanto a relevância individual de cada anel, quanto a relevância de cada camada de calorimetria, foram estudadas. As duas métricas discutidas na Seção 7.3.4 são calculadas e comparadas para a avaliação de quais são os anéis relevantes à discriminação. No caso da métrica por variação do índice SP, os cálculos da eficiência de detecção e do falso alarme são feitos considerando os patamares de discriminação escolhidos pela estratégia determinada para cada discriminador.

A Figura 7.11(a) mostra a relevância individual de cada anel, para a assinatura *e10* (o resultado para a assinatura *e22* pode ser visto na Figura 7.11(b)). Note

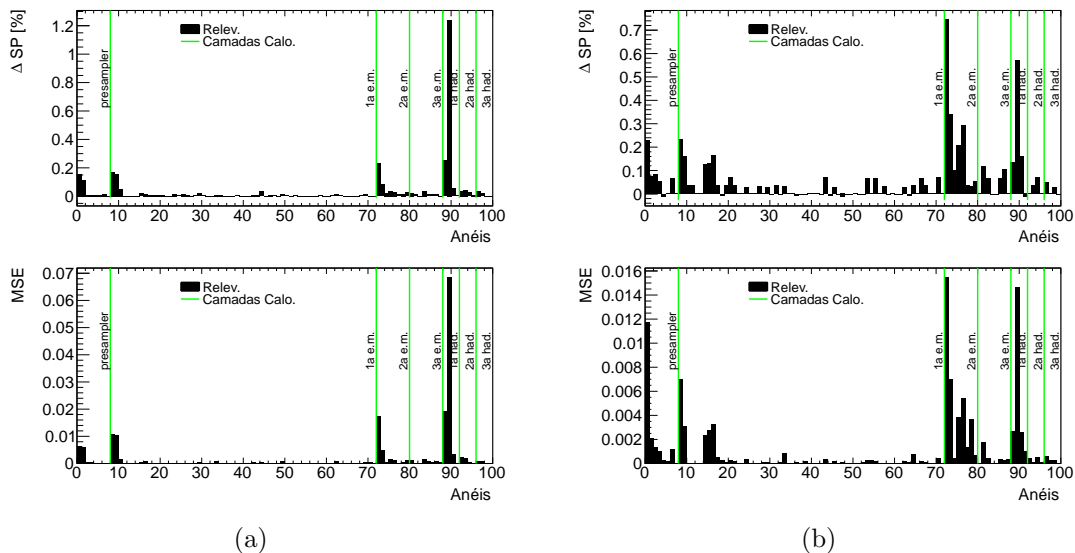


Figura 7.11: Estudo da relevância individual de cada anel, para os dados de simulações de Monte Carlo, seleção via *offline*, da assinatura *e10* (a) e da assinatura *e22* (b).

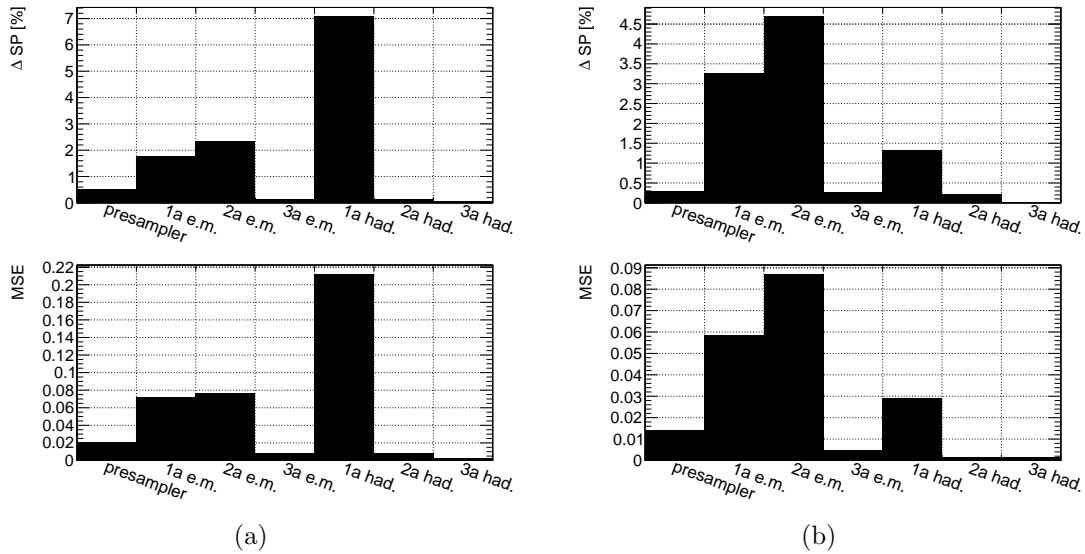


Figura 7.12: Estudo da relevância individual de cada camada de deposição de energia dos calorímetros, para os dados de simulações de Monte Carlo, seleção via *offline*, da assinatura *e10* (a) e da assinatura *e22* (b).

que as duas métricas de avaliação da relevância convergem na identificação de anéis relevantes. Note, também, que existem anéis confundidores, porém estes não impactam significativamente na detecção (pequena variação do índice SP). A métrica por MSE, entretanto, consegue identificar aqueles anéis mais sensíveis à resposta da rede, embora isso possa não impactar significativamente na discriminação. Como o foco é a discriminação das ROI associadas a estes anéis, optou-se pela métrica da variação do índice SP para a determinação dos anéis relevantes

A Figura 7.12(a) mostra o estudo de relevância das camadas do calorímetro, considerando a assinatura *e10*, enquanto a Figura 7.12(b) apresenta o resultado para a assinatura *e22*. Note que, novamente, ambas as métricas apresentam resultados semelhantes. Na assinatura *e22*, a primeira camada hadrônica não aparece como a mais relevante, como acontece na assinatura *e10*. A quantidade de jatos utilizados no treinamento do discriminador neural para a assinatura *e10* é muito maior que a quantidade utilizada para a assinatura *e22*. Assim, a primeira camada hadrônica, fortemente afetada por jatos, é extremamente importante para esse discriminador neural. Já para a assinatura *e22*, o perfil de deposição de energia no calorímetro EM é fundamental para o discriminador neural, visto que as duas camadas EM são as mais relevantes. Ainda assim, os resultados de ambas as assinaturas mostram três camadas relevantes: a primeira e a segunda camada eletromagnética e a primeira camada hadrônica.

Ao ordenar os anéis por relevância decrescente pode-se observar a quantidade de relevância em razão da máxima relevância encontrada. Com isso, um patamar em relação ao anel mais relevante pode ser utilizado para estimar a quantidade de

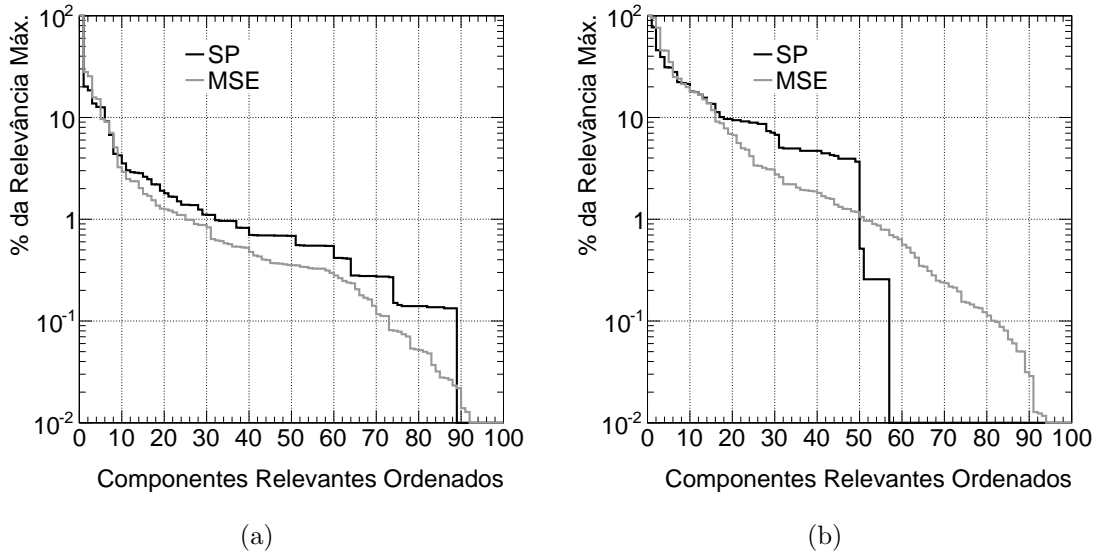


Figura 7.13: Anéis da simulação de Monte Carlo ordenados por sua relevância, para a assinatura $e10$ (a) e $e22$ (b).

anéis que serão considerados nas futuras análises. A seleção desses patamares segue o modelo de critérios utilizado no sistema de filtragem do ATLAS: *loose*, onde o patamar seleciona mais anéis, e *tight*, onde o patamar utilizado seleciona menos anéis.

A Figura 7.13(a) mostra a relevância proporcional ordenada, para a assinatura $e10$ e a Figura 7.13(b) mostra o mesmo resultado para a assinatura $e22$. Note que a métrica por MSE concentra a relevância num número menor de anéis, enquanto a métrica pelo índice SP observa a relevância espalhada por um número maior de anéis. Entre as duas assinaturas, no entanto, percebe-se que a quantidade de anéis considerados relevantes é maior para $e22$, visto que existem mais anéis cuja relevância é superior à 10% da máxima relevância.

Os mesmos critérios para a seleção de anéis relevantes são utilizados para as duas assinaturas. Enquanto o critério *tight* foi escolhido em 10%, o critério *loose* foi ajustado para o valor de 1%. Além disso, um método híbrido pode ser utilizado entre a abordagem por anel e por camada. Esse método consiste em remover os anéis considerados irrelevantes e, posteriormente, remover as camadas consideradas irrelevantes. Assim, para ambas as assinaturas, pode-se ver que somente os anéis considerados relevantes da $EM1$, $EM2$ e $HAD1$ são extraídos. A Tabela 7.4 mostra os resultados de compactação utilizando os métodos descritos. Apesar da relevância por camada do calorímetro não diminuir a quantidade de anéis consideravelmente, a remoção de todos os anéis de uma mesma camada diminui o tempo de execução do algoritmo de extração de características do *Neural Ringer*.

Após a seleção de anéis relevantes, novos discriminadores são treinados para a nova distribuição de anéis. No total, treinaram-se 5 novos discriminadores, um

Tabela 7.4: Quantidade de anéis selecionados por cada método de compactação por relevância, para os dados de simulações de Monte Carlo

Assinatura	Por Anel		Por Camada	Híbrido	
	loose	tight		loose	tight
e10	50	15	76	36	12
e22	43	17	76	31	15

para cada seleção de anéis relevantes. Utilizou-se a mesma metodologia de treinamento utilizada anteriormente, conservando 18 neurônios na camada escondida. A Figura 7.14(a) mostra a curva ROC para os discriminadores baseados nos anéis considerados relevantes, assinatura *e10* (o resultado para a assinatura *e22* pode ser observado na Figura 7.14(b)). Note que todos os discriminadores mantêm um elevado desempenho, quando comparado com o algoritmo *T2Calo*. Os discriminadores baseados nos critérios *loose*, e o baseado em camadas, conseguem um desempenho um pouco superior em relação aos discriminadores baseados no critério *tight*. Apesar de pouco relevantes individualmente, esses anéis incorporados pelo critério *loose* (mas ausentes no critério *tight*) fornecem informação relevante à discriminação quando relacionados com os anéis que já haviam sido selecionados pelo critério *tight*. Os desempenhos dos discriminadores são muito próximos para a assinatura *e22*, onde o resultado utilizando 15 anéis ou todos os 100 anéis é praticamente o mesmo. Esse efeito pode ser estatístico, uma vez que a quantidade de eventos disponíveis para a assinatura *e22* é pequena.

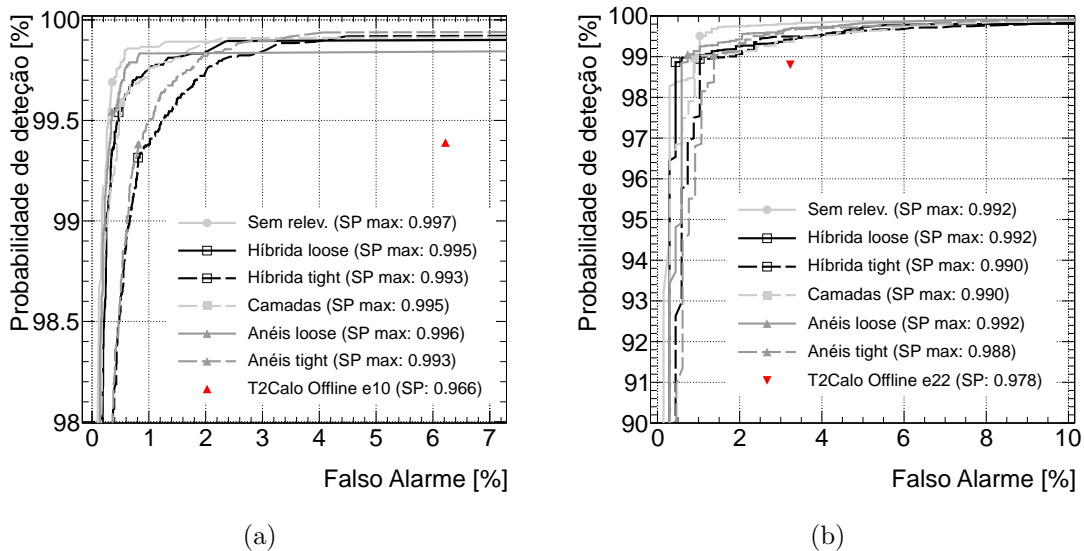


Figura 7.14: Curvas ROC dos discriminadores baseados nos anéis selecionados pelo estudo de relevância, considerando a simulação de Monte Carlo para a assinatura *e10* (a) e *e22* (b).

7.4.2 Dados reais

Duas abordagens foram descritas para o treinamento dos discriminadores utilizando dados reais. A primeira tem como objetivo a identificação do bóson Z , onde somente eventos com possíveis elétrons do decaimento do bóson são considerados (abordagem *zee*). A segunda é irrestrita, considerando que tudo o que o algoritmo *offline* classificou como elétron, segundo o critério *tight*, deve ser identificado pelo discriminador *online*.

Para o treinamento das redes nestes cenários, foi mantida a arquitetura com 18 neurônios na camada escondida e a mesma metodologia empregada para os dados de simulações de Monte Carlo, porém foram necessárias 800 épocas para a convergência do treinamento. Note que, neste caso, somente a assinatura $e22$ está disponível para análise.

A Figura 7.15(a) mostra a distribuição de energia de elétrons e de jatos para os dados reais de colisões, considerando a abordagem *egamma*. Pode-se ver que a distribuição de energia de elétrons é bem diferente das suas respectivas distribuições nos dados simulados, já que não há restrição quanto ao processo físico de origem desses elétrons. Note, no entanto, que a distribuição de energia, após atingir o pico ao redor de $E_T = 22 \text{ GeV}$, tem uma região densa em $30 \text{ GeV} < E_T < 50 \text{ GeV}$. Essa região corresponde aos elétrons do decaimento do bóson Z . Para a abordagem *zee*, a distribuição de energia é observada na Figura 7.15(b). Pode-se ver que a separação entre as duas classes é mais clara. Também, nota-se que a distribuição é mais parecida com aquela observada nos dados de simulações de Monte Carlo.

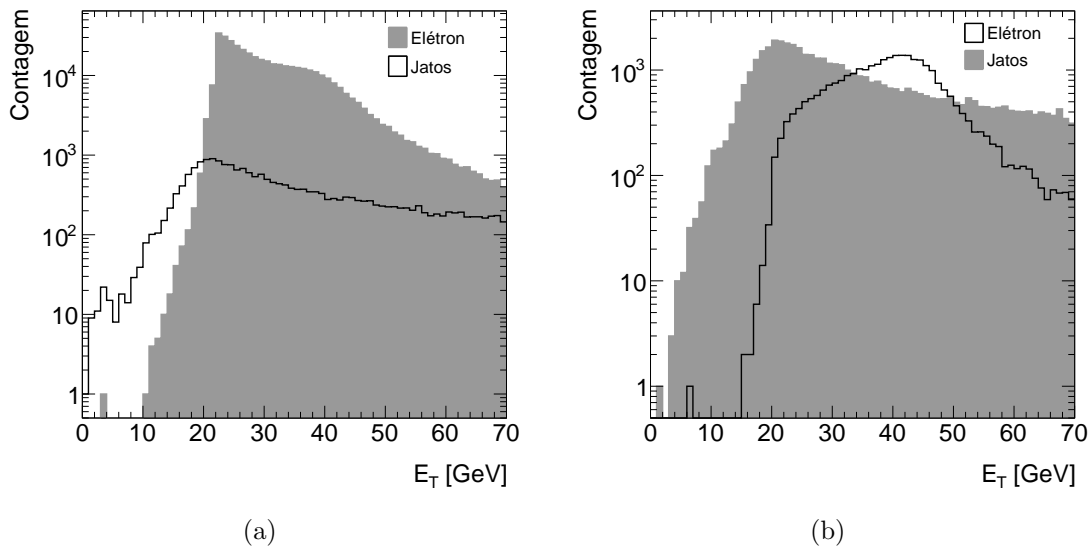


Figura 7.15: Distribuição de energia das classes selecionadas dos dados reais de colisão, sem restrição no processo físico de origem de elétrons (a), e restringindo aos eventos com candidatos ao bóson Z (b).

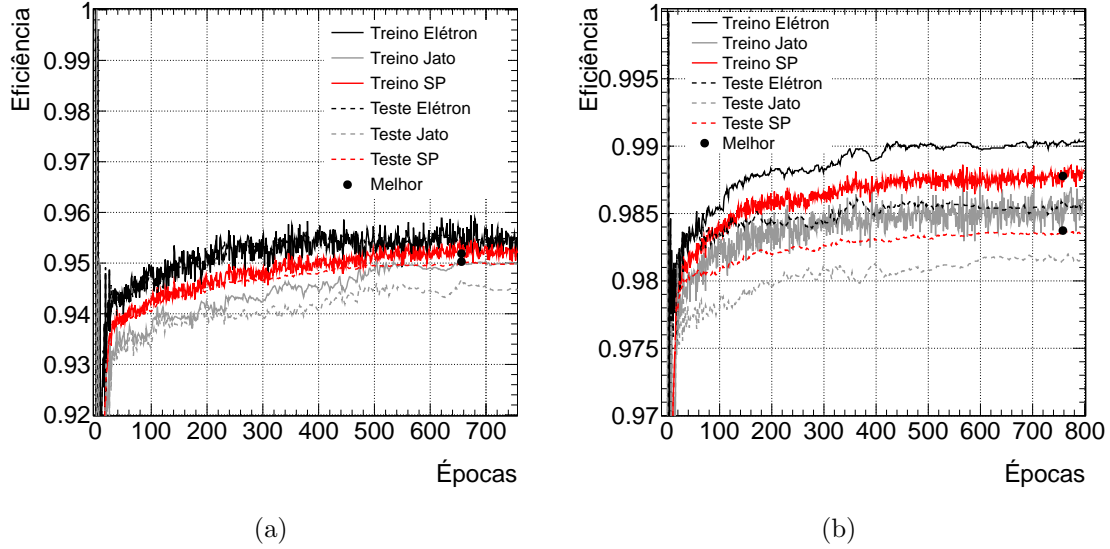


Figura 7.16: Evolução do treinamento da melhor rede neural da arquitetura com 18 neurônios escondidos para dados reais, abordagem sem restrição ao processo físico de interesse (a), e considerando somente eventos com possíveis decaimentos do bóson Z (b).

As curvas de aprendizado do treinamento para a melhor rede neural podem ser vistas na Figura 7.16(a), para a abordagem *egamma*, e na Figura 7.16(b), para a abordagem *zee*. Note que a rede neural consegue alcançar um melhor desempenho para a abordagem *zee*, como esperado por causa da distribuição de energia de elétrons e jatos. Em todos os casos, o algoritmo de treinamento convergiu antes da quantidade máxima de épocas.

A Figura 7.17(a) mostra as curvas ROC dos discriminadores operando sobre os dados da abordagem *zee*. Note que todos os discriminadores desenvolvidos, tanto os projetados a partir de outros dados (*egamma* e *MC e22*), quanto o projetado especificamente para esses dados conseguiram um desempenho maior do que o algoritmo *T2Calo*. Dentre os classificadores propostos, aquele voltado para a abordagem *zee* conseguiu o maior índice SP.

A Figura 7.17(b) mostra a resposta do discriminador da abordagem *zee* para elétrons (deteção), jatos (rejeição) e para aquelas ROI não utilizadas na metodologia de treinamento (desconhecido). Observa-se, também, o patamar para as três estratégias analisadas. Note que, se o ponto de operação da rede for escolhido de acordo com a taxa de falso alarme do *T2Calo*, beneficiando ao máximo a eficiência de deteção, o discriminador operaria numa região sensível, próxima ao pico da distribuição de jatos. Nessa região, qualquer pequena variação leva uma elevada taxa de falso alarme. Se, por outro lado, a operação considerar a eficiência de deteção do *T2Calo*, o discriminador estaria operando abaixo de sua melhor capacidade, uma vez que o máximo índice SP indica que pode-se melhorar um pouco mais a deteção

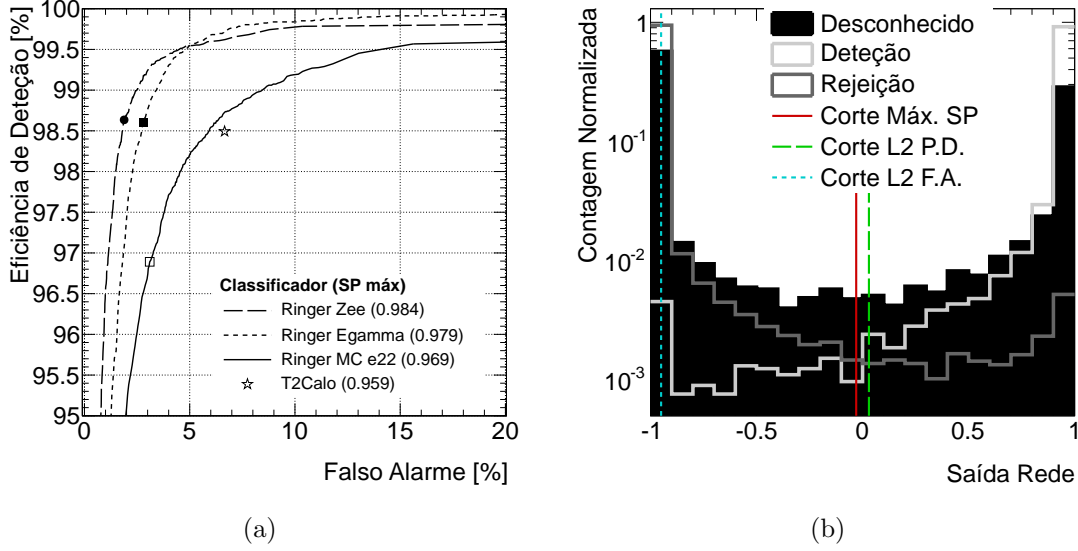


Figura 7.17: Curva ROC (a) para os discriminadores projetados operando sobre os dados da abordagem zee , e a saída da rede neural do classificador considerado mais apropriado para a operação nesse cenário (b).

de elétrons sem afetar muito a taxa de falso alarme. Assim, foi escolhido o máximo índice SP como ponto de operação.

A Figura 7.18(a) mostra as curvas ROC para os discriminadores desenvolvidos para a abordagem $egamma$. Note que, neste caso, o algoritmo $T2Calo$ alcança resultados melhores do que qualquer discriminador desenvolvido. Uma detecção de praticamente 100% mostra um grande alinhamento entre o algoritmo $T2Calo$ e o algoritmo *offline*. Isso já é esperado, uma vez que os dados experimentais precisam ser aceitos pelo sistema de filtragem *online* para a análise *offline* classificá-los como *tight* – algumas ROI, porém, podem ser rejeitadas pelo *trigger* e, ainda assim, estarem disponíveis no *offline*, caso alguma outra ROI do evento tenha sido aceita. Nesse cenário, o discriminador projetado para a abordagem $egamma$ é o mais recomendado.

A Figura 7.18(b) mostra a distribuição da resposta da rede neural do discriminador específico para a abordagem $egamma$, considerando as diversas classes de ROI e os cortes analisados como estratégias de *trigger*. Note que a utilização do corte pela eficiência de detecção de elétrons do $T2Calo$ leva a uma operação sobre a distribuição de jatos. Neste caso, as estratégias estáveis são pelo máximo índice SP e pela taxa de falso alarme do $T2Calo$. O ponto de operação onde o índice SP é máximo também não é a melhor alternativa: como o sistema de filtragem permite o funcionamento à taxa de falso alarme do $T2Calo$, a operação do discriminador neural nesse ponto aumenta, ligeiramente, a eficiência de detecção de elétrons.

A discrepância entre os resultados para as duas abordagens pode ser explicada pelo alinhamento entre os algoritmos *online* e *offline* de identificação de elétrons.

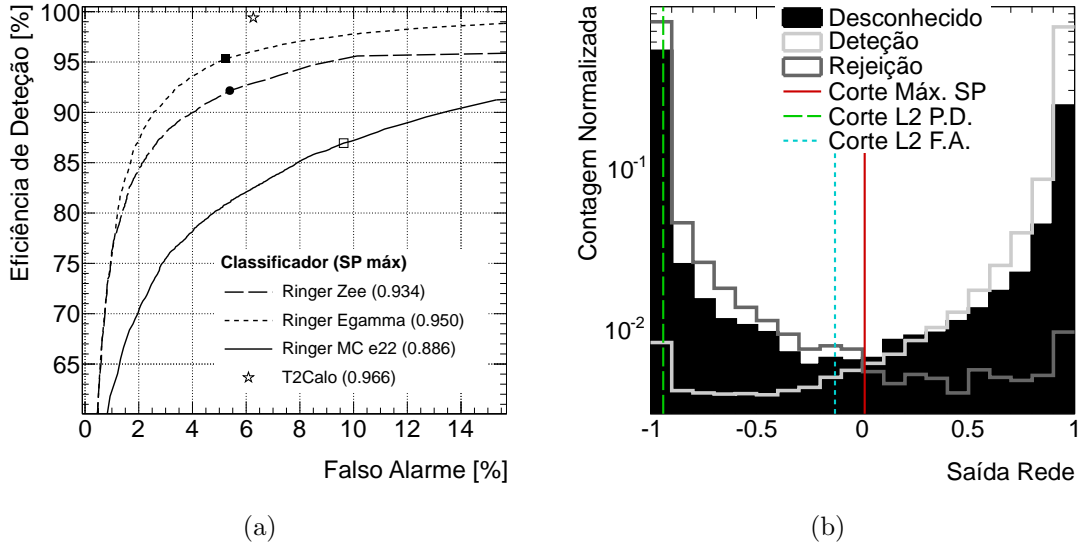


Figura 7.18: Curva ROC (a) para os discriminadores projetados operando sobre os dados da abordagem *egamma*, e a saída da rede neural do classificador considerado mais apropriado para a operação nesse cenário (b).

O método *tag-and-probe*, mais apropriado pois considera características físicas na avaliação dos algoritmos, foi aplicado nos dois discriminadores baseados em dados reais, mais no *T2Calo*, para as duas abordagens propostas.

A Figura 7.19(a) mostra a eficiência de detecção de elétrons segundo o *tag-and-probe* para a abordagem *zee*, em função da energia transversa do objeto *probe* associado. As barras de erro representam a incerteza estatística para cada valor de energia considerada. Note que até $E_T < 25 \text{ GeV}$, a eficiência é pequena, devido

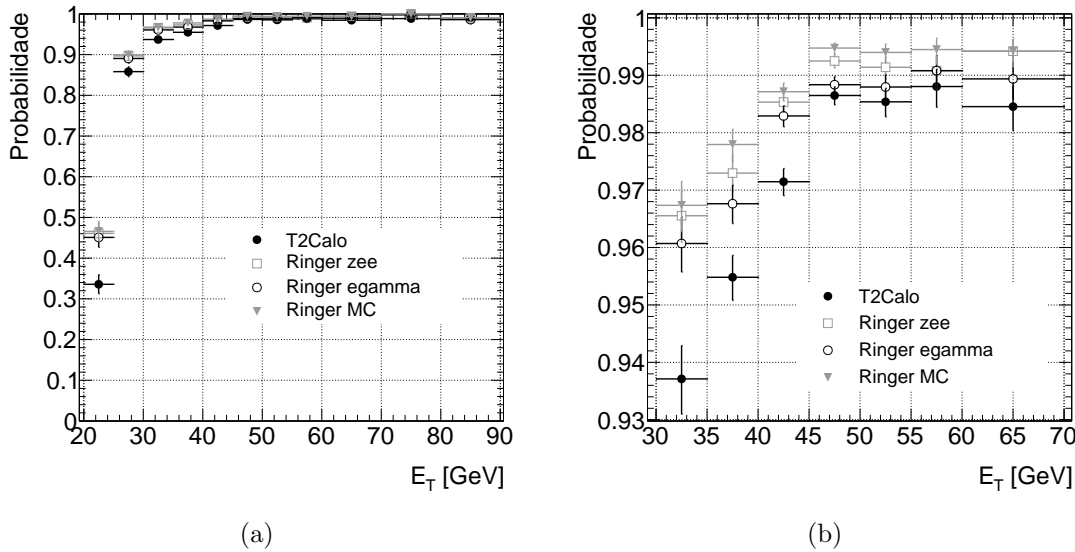


Figura 7.19: Desempenho dos discriminadores baseados em dados reais para a abordagem *zee* segundo o método *tag-and-probe*, em função da energia transversa do objeto *offline* associado (a), e da energia numa faixa de operação menor (b).

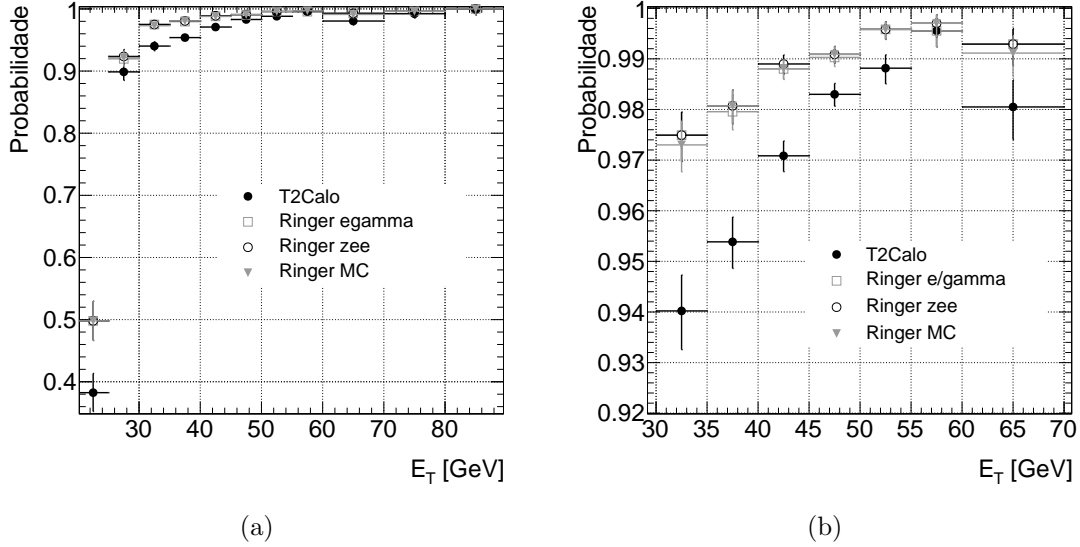


Figura 7.20: Desempenho dos discriminadores baseados em dados reais para a abordagem *egamma* segundo o método *tag-and-probe*, em função da energia transversa do objeto *offline* associado (a), e da energia numa faixa de operação menor (b).

à baixa estatística de ROI nessa região, e por não conseguir reconstruir a massa invariante do bóson Z . Apesar da proximidade da eficiência dos algoritmos, pode-se ver, pela Figura 7.19(b), que a eficiência do *T2Calo* aparece abaixo da eficiência dos outros algoritmos para toda a faixa de energia observada, mesmo considerando a incerteza estatística. Dentre os discriminadores do *Neural Ringer*, aquele desenvolvido especialmente para a abordagem *zee* alcançou um resultado melhor. Note que os resultados utilizando esse método acompanham os resultados apresentados pelas curvas ROC (Figura 7.17(a)), onde a eficiência de detecção de ROI é considerada (e não do bóson Z).

A Figura 7.20(a) mostra o resultado do *tag-and-probe* para os dados da abordagem *egamma*. Pode-se observar o mesmo padrão identificado para a abordagem *zee*. Considerando uma faixa de operação em energia transversa de $30 < E_T < 70 \text{ GeV}$, percebe-se que o *T2Calo* apresenta uma eficiência menor que a eficiência dos discriminadores do *Neural Ringer*. A curva ROC para essa abordagem (Figura 7.18(a)), no entanto, indica um desempenho melhor do *T2Calo*. Isso ocorre porque boa parte dos candidatos a elétrons da abordagem *egamma* não são selecionados pelo método *tag-and-probe*. Ainda assim, o discriminador baseado nos dados da abordagem *egamma* conseguiu um resultado muito próximo ao resultado do discriminador baseado na abordagem *zee*. Portanto, pode-se afirmar que a rede neural treinada com os dados da abordagem *egamma* foi capaz de perceber uma diferença entre os elétrons do decaimento do bóson Z e os outros elétrons identificados pelo critério *tight* do *offline*.

Por fim, deve-se analisar a resposta dos discriminadores àquelas ROI não se-

lecionadas para a fase de treinamento da rede. Apesar das estratégias de *trigger* implementadas para os discriminadores garantirem uma taxa de falso alarme menor ou igual à taxa do *T2Calo*, essas ROI não observadas podem elevar a taxa total de aceitação dos discriminadores. A Figura 7.21 mostra a saída da rede neural do discriminador baseado na abordagem *egamma*, em função da resposta do *offline* (para os dados dessa abordagem). Somente os dados da abordagem *egamma* são analisados, uma vez que não há imposições quanto às características do evento. Note que boa parte das ROI casadas com algum critério do *offline* é classificada corretamente pelo discriminador. Também, a maior parte daquelas ROI rejeitadas por todos os critérios, ou que não satisfizeram o casamento entre objeto *offline* e ROI, não é aceita pelo discriminador. Apesar de não utilizadas no treinamento, o discriminador conseguiu generalizar os padrões reconhecidos no treinamento e classificar corretamente a maior parte dessas ROI não observadas.

A Tabela 7.5 resume o desempenho de cada um dos discriminadores estudados com dados reais, para todas as abordagens. Os resultados mostraram um melhor desempenho do discriminador baseado na abordagem *zee*, tanto para a detecção medida pelo *tag-and-probe* quanto para o baixo falso alarme. Porém, o discriminador baseado na abordagem *egamma* pode obter um desempenho maior se considerados elétrons de outros processos físicos. Como, no entanto, o sistema de filtragem do ATLAS é altamente configurável, existe a possibilidade de se utilizar diferentes *chains* com discriminadores específicos para diferentes processos físicos. Logo, ambos os discriminadores podem ser utilizados no sistema de filtragem, cada um com objetivos diferentes.

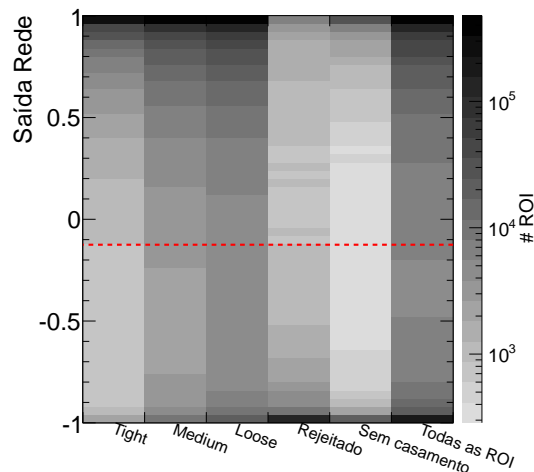


Figura 7.21: Saída da rede do discriminador da abordagem *egamma*, em função da classificação do *offline*, para os dados dessa abordagem.

Tabela 7.5: Desempenho dos discriminadores para operação em dados reais, em %, e com as respectivas incertezas estatísticas

Discriminador	Abordagem	Deteção		Falso Alarme
		tag-and-probe	ROI	
Ringer zee	zee	97,18 ± 0,11	98,63 ± 0,82	1,89 ± 0,56
	egamma	98,52 ± 0,12	91,73 ± 0,22	5,12 ± 0,84
Ringer egamma	zee	96,73 ± 0,11	98,61 ± 0,82	2,79 ± 0,56
	egamma	98,30 ± 0,12	95,09 ± 0,22	5,05 ± 0,84
Ringer MC e22	zee	96,95 ± 0,11	96,89 ± 0,82	3,10 ± 0,56
	egamma	98,56 ± 0,12	82,55 ± 0,22	6,31 ± 0,84
T2Calo	zee	96,35 ± 0,11	98,49 ± 0,82	6,66 ± 0,56
	egamma	96,59 ± 0,12	99,41 ± 0,22	6,27 ± 0,84

Compactação por relevância

Os discriminadores selecionados para a metodologia com dados reais de colisão foram submetidos ao estudo de relevância. Assim como para dados simulados, pode-se diminuir a quantidade de anéis utilizados sem comprometer significativamente o desempenho do discriminador.

A Figura 7.22(a) mostra a relevância de cada anel, para a abordagem *egamma*. Novamente, observa-se uma relação entre as duas métricas utilizadas para o cálculo da relevância. Também, pode-se ver que a maior parte dos anéis com alta relevância coincide com os anéis relevantes encontrados com base nos dados de Monte Carlo. Comparando com os anéis relevantes para a abordagem *zee* (Figure 7.22(b)), apesar das abordagens representarem processos físicos diferentes, boa parte dos anéis rele-

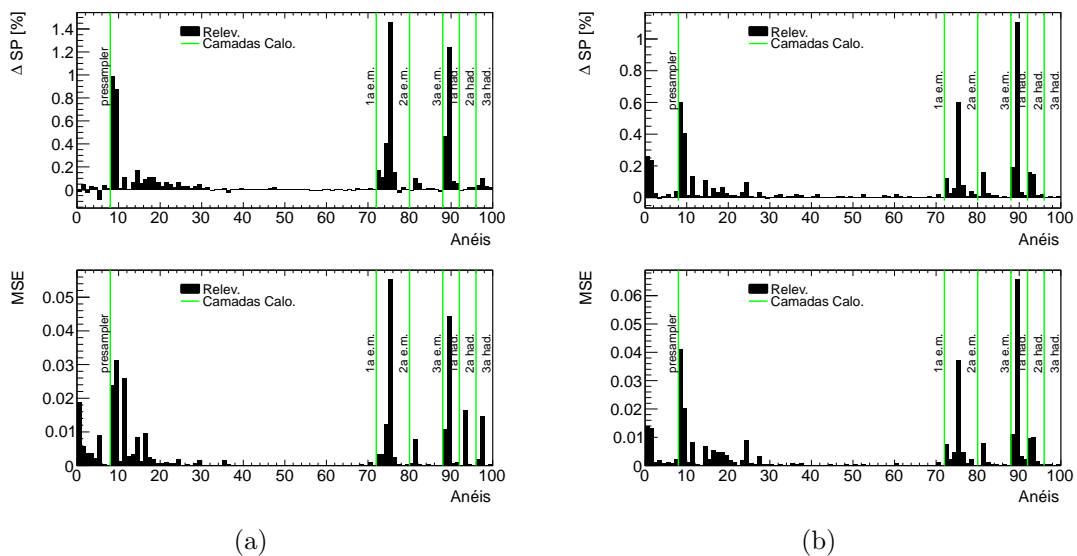


Figura 7.22: Estudo de relevância de cada anel utilizando o discriminador específico para a abordagem *egamma* (a) e abordagem *zee* (b).

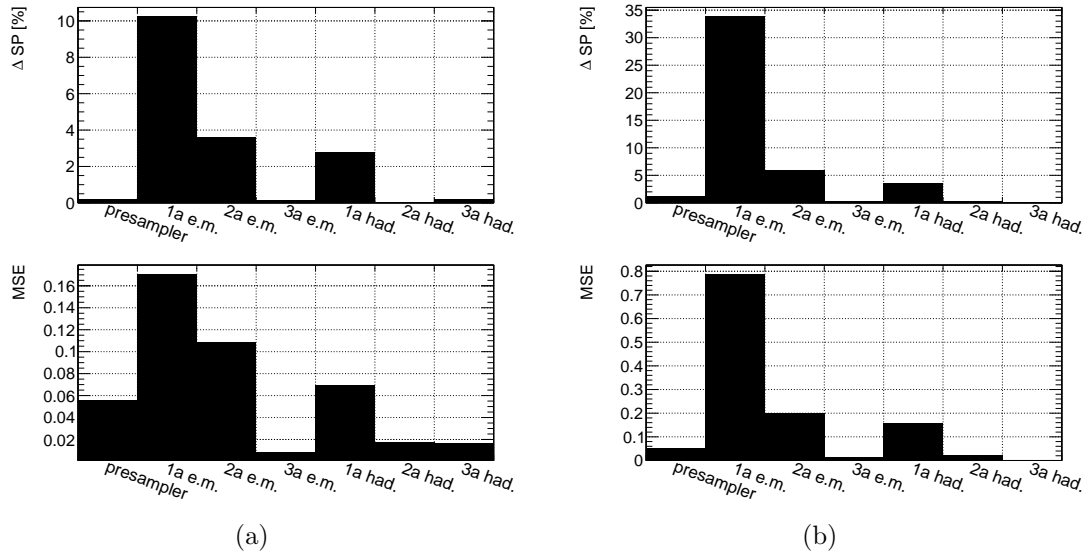


Figura 7.23: Estudo de relevância por camada de calorimetria utilizando o discriminador específico para a abordagem *egamma* (a) e abordagem *zee* (b).

vantes coincidem. Essa diferença impede a escolha de anéis relevantes segundo uma única abordagem.

A Figura 7.23(a) mostra a relevância das camadas dos calorímetros, considerando a abordagem *egamma* e abordagem *zee* (Figura 7.23(b)). Novamente, ambas as métricas coincidem, nas duas abordagens. No entanto, a primeira camada eletromagnética aparece muito mais relevante para a abordagem *zee*, do que para a outra abordagem. Ainda assim, como no estudo considerando dados simulados, a métrica por variação do índice SP indica as mesmas três camadas que antes (EM1, EM2 e HAD1).

A curva de relevância ordenada para a abordagem *egamma* pode ser vista na Figura 7.24(a) (Figura 7.24(b) para a abordagem *zee*). Diferentemente do caso estudado com simulações de Monte Carlo, a métrica por índice SP não espalha tanto a relevância pelos anéis. Para os patamares *loose* e *tight* de seleção de anéis relevantes pela métrica de variação do índice SP, para a abordagem *egamma*, escolheram-se 3% e 7%, respectivamente. Os mesmos patamares foram utilizados para a abordagem *zee*. Assim como nos resultados simulados, um método híbrido pode ser utilizado, aplicando tanto a relevância por camada, quanto a relevância por anel.

A Tabela 7.6 mostra a quantidade de anéis relevantes para cada abordagem e critério utilizado. Também, a quantidade de anéis retidos pela relevância por camadas é mostrada. Pode-se perceber que a relevância híbrida é aquela com maior poder de compactação, uma vez que duas compactações consecutivas são aplicadas (por anéis e por camada).

Posteriormente à seleção de anéis relevantes, 5 novos discriminadores foram projetados para cada abordagem, seguindo a mesma metodologia utilizada até agora.

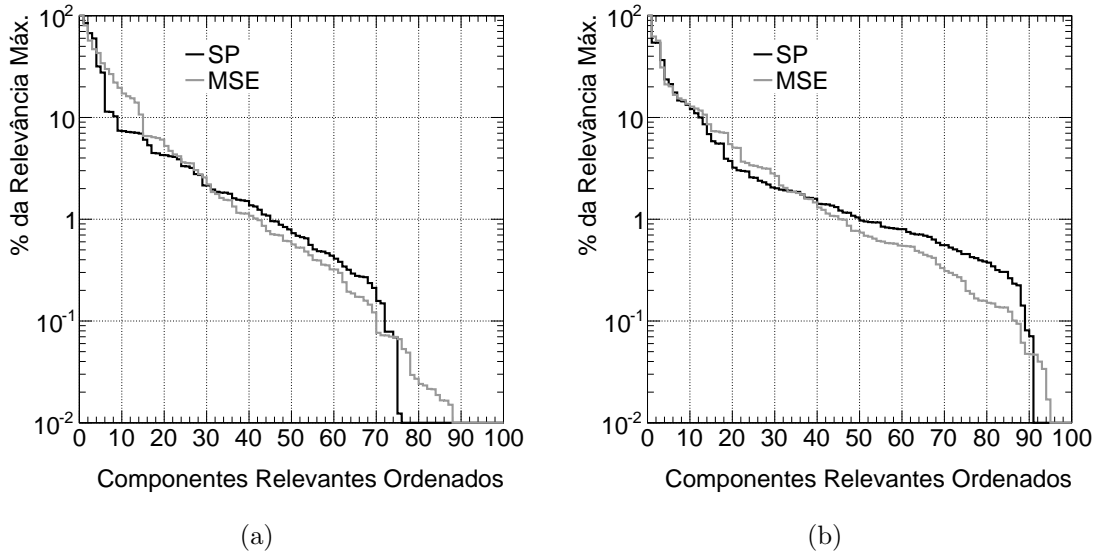


Figura 7.24: Relevância ordenada do estudo por anel, utilizando o discriminador específico para a abordagem *egamma* (a) e abordagem *zee* (b).

O desempenho destes novos discriminadores pode ser visto na Figura 7.25(a), para a abordagem *egamma*, e na Figura 7.25(b), para a abordagem *egamma*, para abordagem *zee*. Note que a queda no desempenho dos discriminadores não é tão significativa, principalmente na abordagem *egamma*. Em todos os casos da abordagem *egamma*, o desempenho do algoritmo *T2Calo* é superior. Isso não é verdade para a abordagem *zee*, onde, apesar da compactação, o desempenho do *T2Calo* continua inferior — salvo para a relevância híbrida, critério *tight*, que alcança, praticamente, o mesmo resultado que o *T2Calo*.

Outros resultados preliminares

Apesar do *Neural Ringer* ser um algoritmo alternativo, ele não precisa competir com o *T2Calo*. Como ambos compartilham a mesma infraestrutura, uma abordagem cooperativa pode ser vantajosa para a operação do ATLAS. Assim, as vantagens dos dois algoritmos podem ser combinadas num único algoritmo.

Uma primeira abordagem cooperativa combina a informação do discriminador neural projetado para o algoritmo *Neural Ringer* com outras informações extraídas

Tabela 7.6: Quantidade de anéis selecionados por cada método de compactação por relevância, para os dados reais de colisões

Abordagem	Por Anel		Por Camada	Híbrido	
	loose	tight		loose	tight
<i>egamma</i>	27	14	76	23	13
<i>zee</i>	22	14	76	17	10

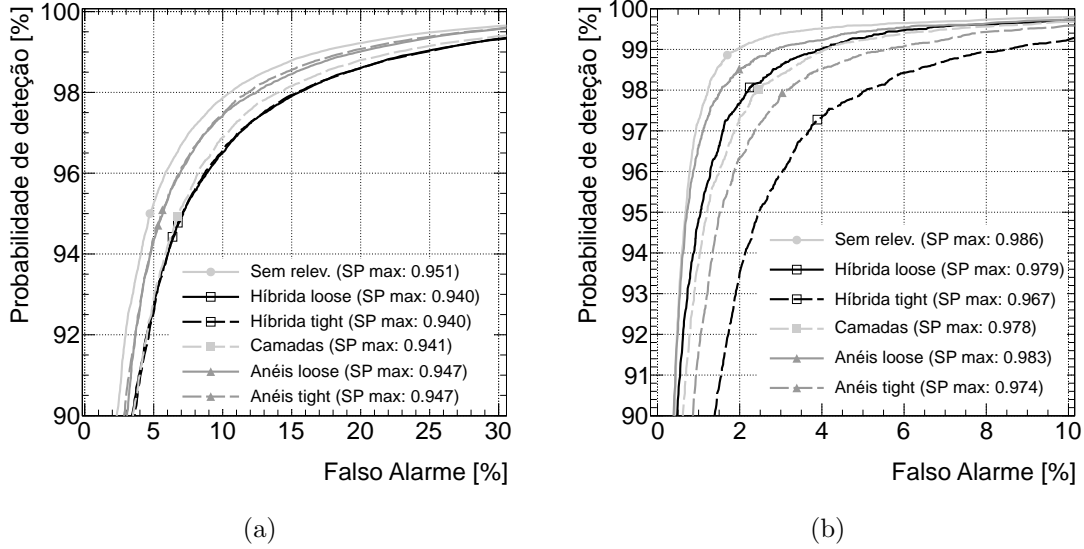


Figura 7.25: Desempenho dos discriminadores projetados após o estudo de relevância, para a abordagem *egamma* (a), e para a abordagem *zee* (b)

pelo *T2Calo*. Também, a própria decisão do algoritmo de hipótese do *T2Calo* pode ser utilizada. Três diferentes combinações foram testadas:

- Ringer + T2Calo: discriminador neural + decisão do *T2Calo*.
- Ringer + Rcore: discriminador neural + variável R_{core} .
- Ringer + L2: discriminador neural + decisão do *T2Calo* + variáveis R_{core} , R_{strip} + E_T da ROI + posição φ da ROI.

Em todos os casos, a posição em η da ROI também é utilizada.

Todas essas combinações alimentam um segundo discriminador neural, projetado seguindo a mesma metodologia já apresentada. Manteve-se, também, a arquitetura com 18 neurônios na camada escondida. Os resultados podem ser vistos nas curvas ROC da Figura 7.26(a), para a abordagem *egamma*, e da Figura 7.26(b), para a abordagem *zee*. É mostrado, também, o discriminador para o *Neural Ringer*, projetado para cada abordagem considerada. Pode-se perceber que, em todos os casos, o desempenho do discriminador cooperativo é superior ao *NeuralRinger*.

Outras formas de compactação também podem ser utilizadas, como a análise de componentes principais. Posteriormente, ainda, pode-se aplicar a decomposição em componentes independentes [88]. Esse pré-processamento pode, além de diminuir a quantidade de informação necessária à discriminação, aumentar o desempenho do discriminador neural.

Uma metodologia segmentada foi utilizada, respeitando as camadas dos calorímetros. Assim, os anéis de cada camada foram submetidos ao pré-processamento

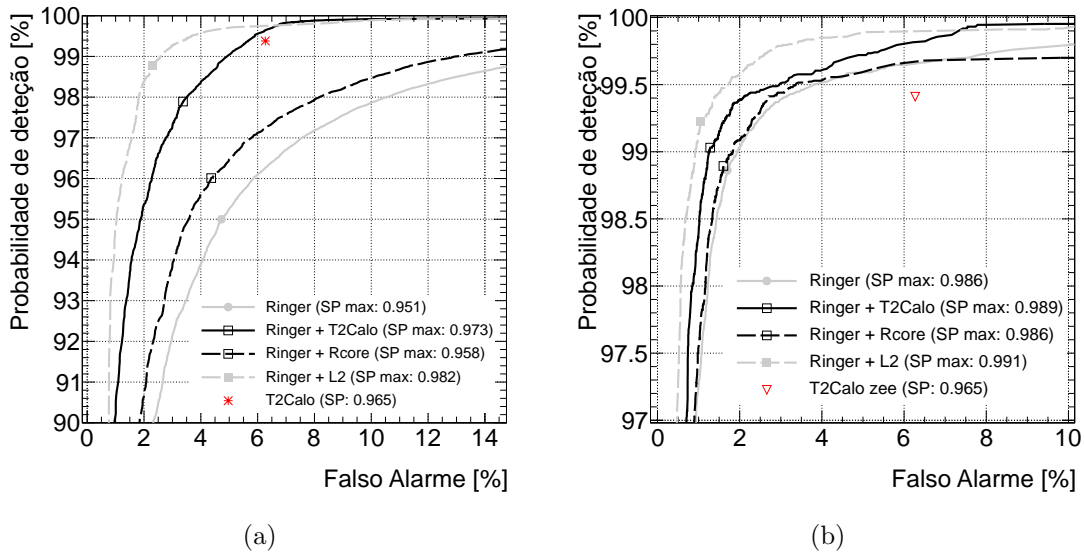


Figura 7.26: Desempenho dos discriminadores cooperativos, projetados utilizando outras informações disponíveis no L2, para a abordagem *egamma* (a), e para a abordagem *zee* (b)

por PCA e ICA. A compactação em cada camada foi alcançada através da curva de carga do PCA, onde foram mantidos os componentes principais que acumulavam 99% da variância total dos dados. Posteriormente, aplica-se o ICA, de forma a alimentar a rede neural com variáveis estatisticamente independentes. O projeto do discriminador neural também é segmentado. Um discriminador foi projetado para cada camada do calorímetro. Posteriormente, os discriminadores de cada camada são reagrupados: 1) congelam-se os pesos das camadas escondidas de cada discriminador; 2) recombina-se as saídas de cada neurônio da camada escondida desses discriminadores em uma nova camada de saída, com somente um neurônio.

O resultado desse pré-processamento em PCA e ICA pode ser observado na Figura 7.27. Somente os dados de colisões da abordagem *egamma* são utilizados. Para fins de comparação, a mesma metodologia segmentada foi aplicada sem o pré-processamento em PCA e ICA. Pode-se observar que, para todas as camadas, o pré-processamento por PCA e ICA melhora o desempenho da detecção (representado pelo máximo valor do índice SP alcançado). Quando os discriminadores de cada camada são combinados (“Todas”, no gráfico), o desempenho sem e com o pré-processamento é quase o mesmo. Também, somente as camadas consideradas relevantes pelos estudos de relevância para a abordagem *egamma* foram recombinadas (“Comb.”, no gráfico), mostrando um desempenho ligeiramente superior quando o pré-processamento é considerado. Por fim, a compactação desse pré-processamento foi capaz de diminuir a o espaço original de 100 variáveis para 59 variáveis.

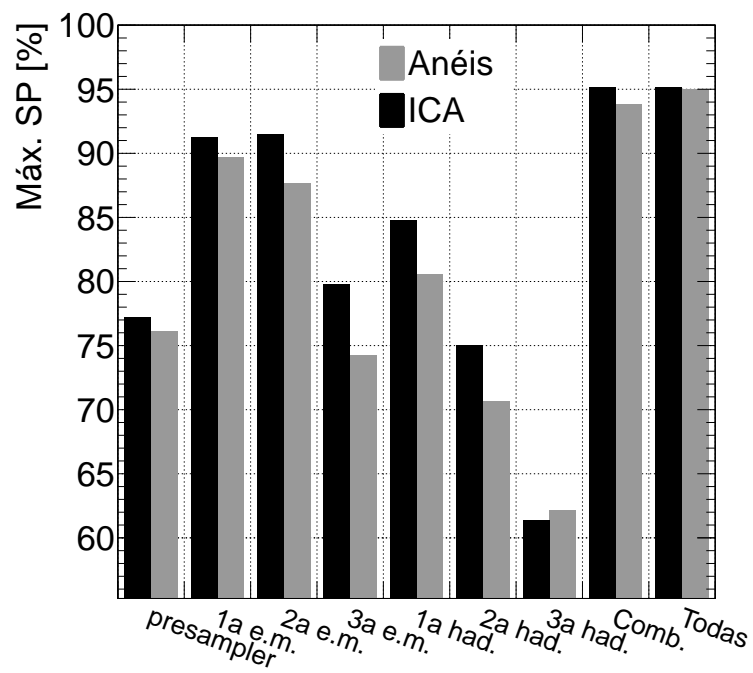


Figura 7.27: Resultado da utilização da análise de componentes principais e independentes como etapa de pré-processamento para o discriminador neural, extraído dos dados reais, abordagem *egamma*.

Capítulo 8

Conclusões

A informação de calorimetria é fundamental para a operação do detetor ATLAS. Além da absorção da maior parte das partículas produzidas nas colisões do LHC, algumas partículas não podem ser corretamente identificadas sem os calorímetros. Assim, esses subdetetores acabam sendo imprescindíveis para o experimento e para as análises físicas que se seguem.

Essa tese de doutorado mostrou o uso da informação de calorimetria na tentativa de otimizar a banda passante do sistema de aquisição de dados do detetor. Como elétrons e múons são algumas das partículas mais frequentemente observadas no sistema de filtragem, estudos detalhados foram feitos para aumentar a capacidade de rejeição de eventos desinteressantes nesse dois canais do sistema de filtragem. No L1, um estudo detalhado foi feito sobre a possibilidade de se utilizar calorimetria como sinal auxiliar no sistema de detecção de múon. Já no HLT, a informação de calorimetria é diretamente utilizada na identificação de elétrons no segundo nível de filtragem, como alternativa ao algoritmo padrão utilizado pela colaboração.

Os resultados obtidos nos capítulos anteriores evidenciaram características pouco estudadas até então. A combinação de calorimetria e câmaras de múons, logo no primeiro nível de filtragem, não é utilizada em experimentos de grande porte como o ATLAS. Mesmo onde a calorimetria é determinante para o funcionamento do sistema, a colaboração carece de algoritmos alternativos, tanto para aumentar o conhecimento sobre a identificação de elétrons, quanto para melhorar o desempenho do sistema através da utilização de técnicas de inteligência computacional.

8.1 Sistema auxiliar para múons no L1

No Capítulo 6, um projeto para a aquisição dos sinais das células da última camada do calorímetro hadrônico foi desenvolvido. O objetivo principal do sistema proposto é auxiliar no controle à taxa de falsos múons identificados pelo RPC. Devido ao desconhecimento, à época, do seu impacto sobre o L1, um canal auxiliar para a

inclusão da informação de calorimetria ao sistema de múon do L1 já havia sido implementado desde a concepção do detetor. Esse canal, no entanto, nunca havia sido explorado.

Enquanto a operação do LHC aumentava o conhecimento sobre o próprio detetor ATLAS, um sistema para interface do sinal de múon do calorímetro hadrônico com o sistema de múons do L1 foi desenvolvido. Toda a concepção e o projeto do *hardware* (esquemáticos, *footprints*, componentes...) foi desenvolvido durante essa tese de doutorado. Também, todas as análises considerando o sinal de múon e a sua interface com o L1 foram desenvolvidas em paralelo.

Até a produção desse estudo, não haviam simulações confiáveis da resposta do RPC à radiação de fundo da caverna do ATLAS. Isso impossibilitava a avaliação do sistema na rejeição desses falsos eventos. De qualquer forma, o sistema receptor proposto deveria manter uma elevada taxa de detecção de múons, evitando ao máximo a perda de eficiência do L1. Assim, toda a metodologia de desenvolvimento foi feita seguindo a identificação de múons.

Durante o desenvolvimento do projeto, diversas reuniões com a colaboração levaram ao melhor entendimento do sistema de filtragem de múons no L1, seus requisitos e características. Também, todas as necessidades de *hardware* do sistema receptor foram contempladas. A colaboração, também, disponibilizou parte do seu sistema convencional de aquisição de dados para a digitalização e leitura dos sinais de algumas células da última camada de calorimetria hadrônica. Essas informações foram indispensáveis para a estimação do desempenho do sistema combinado de *trigger*.

Os resultados a partir de dados de testes experimentais com feixe de múons mostraram que a detecção do sinal de interesse é melhorada caso os dois sinais de leitura da mesma célula D do calorímetro sejam somados. O sinal somado possui uma razão sinal-ruído (SNR) maior por um fator de $\approx \sqrt{2}$. Assim, um circuito de soma analógica foi implementado no sistema receptor proposto, antes de sua digitalização.

Apesar do aumento na SNR, o sinal de interesse resultante ainda é fortemente corrompido por ruído eletrônico. Discriminadores lineares baseados em filtragem casada, ideais para ambientes de baixa SNR, foram desenvolvidos para a operação no sistema receptor. Duas versões foram propostas: versão simples, onde o sinal de interesse é considerado fixo e conhecido, e versão Gaussiana, onde o sinal de interesse é considerado um processo Gaussiano.

A versão Gaussiana do discriminador é implementada através da análise de componentes principais (PCA). Após a aplicação da PCA, somente aqueles componentes principais que acumulam quantidade significativa de informação são utilizados, uma vez que o discriminador proposto opera em um ambiente *online*. Observou-se que dois componentes principais já eram responsáveis por boa parte da informação do

sinal de interesse. Já a versão simples do discriminador necessita apenas do sinal médio de interesse. Em todos os casos, um filtro para o branqueamento do sinal é utilizado, uma vez que ambas as versões do filtro casado pressupõem a discriminação contra ruído aditivo, Gaussiano e branco. Dentre esses discriminadores, a versão simples foi considerada a mais apropriada para a operação, devido ao seu desempenho (comparável à versão Gaussiana do filtro) e pela sua simplicidade de implementação.

Após a exaustiva análise do sistema receptor considerando os testes experimentais com feixes de múons, o desempenho do sistema combinado de identificação de múons no L1 foi estimado com base em dados reais de colisões no LHC. Antes, detalhes sobre o casamento entre o sinal discriminado pelo sistema receptor proposto e o candidato a múon observado no RPC foram discutidos e avaliados. Simulações de Monte Carlo com múons isolados, de uma larga faixa de momento, foram utilizadas. O casamento proposto para as geometrias do calorímetro e do RPC se baseia na divisão lógica, em φ , das ROI identificadas no RPC (setores de *trigger*). O desvio de múons ao atravessar os campos magnéticos do ATLAS não deteriora significativamente a identificação de múons considerando esse casamento de geometrias. Os resultados mostraram uma ineficiência máxima de 8% em relação à eficiência do RPC, para múons com momento transversal elevado.

Posteriormente, a versão simples do discriminador baseado em filtragem casada foi implementada para cada célula D cujos sinais foram adquiridos pela colaboração. Em conjunto com o casamento proposto entre geometrias, o sistema combinado proposto alcançou uma eficiência de detecção de 72%, em relação à eficiência do RPC, para uma taxa de falso alarme observada no sistema receptor de 30%. Como essa taxa de falso alarme ainda necessita de confirmação com o RPC, esse valor não corresponde à taxa de falso alarme do sistema de identificação de múons no L1.

Assim, diversos aspectos sobre a utilização de calorimetria como sinal auxiliar na identificação de múons do L1 foram estudados. O sistema receptor proposto atende a todos os requisitos de operação do ATLAS. A eficiência na rejeição de falsos múons não foi estudada devido à falta de simulações confiáveis do RPC para esse assunto. No entanto, o impacto na identificação de múons foi analisado e os resultados mostraram que, apesar da interferência do ruído eletrônico no sinal de interesse, um desempenho satisfatório pode ser alcançado.

8.1.1 Trabalhos futuros

Conforme a operação no ATLAS foi amadurecendo, diversos tópicos foram abordados por novas análises. Uma metodologia foi proposta pela colaboração para monitorar o impacto da radiação de fundo da caverna no RPC. Os resultados mos-

traram que a taxa de falsos múons não reproduz o cenário caótico imaginado quando o ATLAS foi concebido, mesmo extrapolando os resultados para cenários com alta luminosidade. Nesses cenários, apesar de alta, a taxa de falsos múons fica dentro das margens de segurança da operação do experimento.

Assim, a utilização do sistema receptor proposto foi descontinuada, pelo menos enquanto o experimento confirmar esses estudos. No entanto, à luz do *upgrade* do detector, para a operação em 2020, novas arquiteturas podem ser propostas e testadas segundo os resultados do estudo mostrado nesta tese. Um exemplo de melhoria que pode ser proposto para o *upgrade*, é a utilização do sinal de ganho elevado do calorímetro hadrônico para compor o sinal de múon. Essa alteração no projeto do calorímetro evita a baixa SNR observada no sistema de recepção, tornando o falso alarme devido ao ruído do calorímetro desprezível.

No entanto, mesmo antes de 2020, diversos tópicos podem ser abordados utilizando o sinal das células da última camada de calorimetria hadrônica do ATLAS. Diversas regiões do detector, conforme o experimento avança, morrem. Seja por falhas técnicas, seja pelos efeitos da radiação, essas regiões podem ser recuperadas por outros subdetetores do ATLAS. Especificamente para múons, a falha de, pelo menos, uma câmara impossibilita a correta execução do algoritmo de separação entre múons de baixo e de alto momento transversal. Esse algoritmo necessita de, no mínimo, três referências para a estimação do momento transversal. Nesse caso, a célula D pode funcionar como uma referência a mais e pode recuperar a eficiência do algoritmo nessas regiões.

Além disso, pelas características físicas do detector, existe uma ineficiência na região de confusão entre múons de alto e de baixo momento transversal, próximo a $10 \text{ GeV}/c$. Essa ineficiência faz com que uma parte dos múons de alto momento transversal sejam sempre identificados pelo patamar $MU10$, extremamente sensível a múons de baixo momento. Assim, esse patamar opera com um elevado *prescale*, o que diminui a quantidade de múons de alto momento transversal observados. Novamente, pode-se utilizar célula D para alterar a proporção entre múons de alto e baixo momento transversal identificados por este patamar.

8.2 Sistema principal na identificação de elétrons no L2

O cenário em que a informação de calorimetria é utilizado como sinal principal na identificação de partículas no ATLAS foi estudado através do algoritmo alternativo *Neural Ringer*. Esse algoritmo opera no segundo nível de filtragem *online* do ATLAS, na identificação de elétrons, de forma alternativa ao algoritmo

padrão *T2Calo*. Jatos de outras partículas hadrônicas e eletromagnéticas atrapalham a identificação correta de elétrons, uma vez que comportamentos muito semelhantes de deposição energética são observados no calorímetro. Além do desempenho do *Neural Ringer*, também foram estudadas metodologias para a compactação da informação necessária para o discriminador através do mapeamento de anéis relevantes.

Estudos anteriores utilizaram dados de simulações de Monte Carlo para a estimativa do desempenho do algoritmo. Em nenhum momento as características inerentes à operação do experimento foram exploradas, como a falta da informação da *truth* e a utilização das análises *offline*. Assim, o treinamento das redes neurais de operação dos discriminadores necessitam de uma metodologia voltada para a operação real do experimento, através da utilização das análises *offline*.

Os resultados com dados de simulações de Monte Carlo, considerando elétrons do processo de decaimento do bóson Z , mostraram que a arquitetura mais apropriada para a rede neural é com 18 neurônios na camada escondida. Posteriormente, discriminadores foram desenvolvidos para as duas assinaturas utilizadas (*e10* e *e22*), cujos desempenhos foram melhores do que o desempenho do *T2Calo*.

O estudo de relevância dos anéis extraídos foi feito com duas métricas: por variação no índice SP, métrica apropriada para classificação, e pelo MSE, métrica apropriada para medir a sensibilidade da rede neural àquele anel. Da mesma forma que o sistema de filtragem, uma abordagem *loose* e outra *tight* foi implementada para a seleção de anéis relevantes. A relevância por camada do calorímetro mostrou que somente três, das sete, camadas são relevantes à discriminação. Já a relevância individual dos anéis pode levar a uma redução significativa, dependendo de qual critério de seleção de anéis for utilizado (*loose* ou *tight*). A seleção por camadas leva a uma relevância menor, porém o corte de camadas inteiras leva a uma maior velocidade de execução do algoritmo de extração de características do *Neural Ringer*.

Além dos resultados com dados de simulações de Monte Carlo, o algoritmo foi estudado quanto às características de operação com dados reais de colisões no LHC. Para isso, duas abordagens foram propostas para o treinamento da rede neural: a utilização de todos os eventos aceitos por alguma *chain* voltada para a identificação de elétrons (abordagem *egamma*), e a filtragem dos eventos cujas características indicam a presença de elétrons do decaimento do bóson Z . Em ambas, as ROI disponíveis no L2 são identificadas como elétrons ou jatos de acordo com os critérios *tight* e *loose* das análises *offline* para elétrons e fótons.

Apesar do uso das análises *offline* como guia sobre a classificação das partículas observadas no L2, o método mais apropriado para a avaliação da eficiência dos algoritmos de identificação de partículas do ATLAS é o *tag-and-probe*. Assim, após o treinamento das redes e a escolha da estratégia de *trigger* mais apropriada, os

discriminadores desenvolvidos são submetidos a este método. Os resultados mostraram que o discriminador voltado para a abordagem *zee* é o mais apropriado para o experimento, do ponto de vista da detecção do bóson Z (principal assinatura para o bóson de Higgs).

Já o estudo da relevância para os anéis extraídos dos dados reais de colisões indicam uma compactação muito superior quando comparada com a compactação alcançada para os dados de simulações. Em ambas as abordagens, a relevância por camada indica três camadas relevantes, como nos resultados com dados simulados, levando a uma compactação de 24%.

Assim, o estudo mostrou a importância da calorimetria para a identificação de elétrons no L2. Ambos os algoritmos avaliados, o *Neural Ringer* e o *T2Calo*, utilizam somente a informação de energia das células dos calorímetros para identificar elétrons, com elevado desempenho. O estudo do *Neural Ringer* mostrou que, antes de tudo, redes neurais podem melhorar o desempenho dos discriminadores utilizados no sistema de filtragem do ATLAS. Mais que isso, o algoritmo pode ser utilizado na operação do experimento e atingir resultados melhores que o algoritmo padrão *T2Calo*, mesmo no cenário onde não se sabe a natureza da partícula e informação *offline* deve ser utilizada.

8.2.1 Trabalhos futuros

Dados de outras fontes devem ser utilizados para avaliar a taxa de aceitação do *Neural Ringer*. Embora jatos são a maior fonte de falsos elétrons no L2, o discriminador proposto deve responder a estímulos de ROI provenientes de outros processos físicos. Também, o seu desempenho deve ser estimado para outros processos físicos de interesse que tenham elétrons como assinaturas frequentes (por exemplo, o canal J/ψ).

Estudos anteriores mostraram que o algoritmo *Neural Ringer* pode obter resultados melhores quanto técnicas da teoria da informação são utilizadas sobre os anéis extraídos. Além de reduzir a quantidade de anéis necessários, levando a uma menor quantidade de memória e espaço em disco, essas técnicas podem recuperar características relevantes que estejam misturadas nas informações de cada anel. Um estudo preliminar foi feito considerando um pré-processamento por PCA e ICA. Além de diminuir a quantidade de dados necessários para a classificação, o desempenho do discriminador final conseguiu resultados ligeiramente superiores.

Uma abordagem cooperativa entre os dois algoritmos (*Neural Ringer* e *T2Calo*) pode beneficiar o sistema de filtragem *online*. Essa abordagem, porém, deve ser melhor estudada, de forma a evitar a polarização do discriminador e garantir outras diversas características inerentes à operação no ATLAS.

Por fim, um constante aprimoramento do algoritmo deve ser feito de forma a

alinhá-lo com as condições do experimento. Como o ambiente de operação está em evolução contínua, o *Neural Ringer* deve ser constantemente avaliado e otimizado para o cenário mais atual de operação.

Referências Bibliográficas

- [1] CDS - CERN Document Server. Acessado em janeiro de 2012.
`cds.cern.ch`.
- [2] The ATLAS LArg Unit. Liquid argon calorimeter technical design report. Technical Report LHCC-96-41, CERN, 1996.
- [3] The Tile Calorimeter Collaboration. ATLAS Tile Calorimeter technical design report. Technical Report ATLAS-TDR-003, CERN, 1996.
- [4] F. Anulli, G. Ciapetti et al. The level-1 trigger muon barrel system of the ATLAS experiment at CERN. *Journal of Instrumentation*, 4(ATL-DAQ-PUB-2009-001):P04010. 37 p, 2009.
- [5] The ATLAS Muon Collaboration. ATLAS muon spectrometer technical design. Technical Report LHCC-97-22, CERN, 1997.
- [6] K. Kordas et al. The ATLAS data acquisition and trigger: concept, design and status. *Nuclear Physics B - Proceedings Supplements*, 172:178 – 182, 2007.
- [7] W. Buttinger. The atlas level-1 trigger system. Technical Report ATL-DAQ-PROC-2012-024, CERN, Geneva, Jun 2012.
- [8] B. Pullman. *The atom in the history of human thought*. Oxford Univ. Press, Oxford, 2002.
- [9] D. H. Perkins. *Introduction to high-energy physics*. Cambridge Univ. Press, Cambridge, 2000.
- [10] D. Griffiths. *Introduction to elementary particles*. John Wiley & Sons, 1987.
- [11] P. W. Higgs. Broken symmetries, massless particles and gauge fields. *Physics Letters*, 12:132–133, 1964.
- [12] H. Wiedemann. *Particle accelerator physics*. Springer, 2007.
- [13] R. K. Bock, A. Vasilescu. *The particle detector brief book*. Springer, 1998.

- [14] CERN - Conselho europeu para pesquisa nuclear. Acessado em janeiro de 2009. <http://www.cern.ch>.
- [15] L. Evans, et al. LHC machine. *Journal of Instrumentation*, 1(2008 JINST 3 S08001), August 2008.
- [16] The ATLAS Collaboration. The ATLAS experiment at the CERN large hadron collider. *Journal of Instrumentation*, 3(S08003), 2008.
- [17] The CMS Collaboration. The CMS experiment at the CERN lhc. *Journal of Instrumentation*, 3(S08004), 2008.
- [18] The ALICE Collaboration. The ALICE experiment at the CERN lhc. *Journal of Instrumentation*, 3(S08002), 2008.
- [19] The LHCb Collaboration. The LHCb experiment at the LHC. *Journal of Instrumentation*, 3(S08005), 2008.
- [20] The ATLAS Collaboration. ATLAS inner detector technical report. Technical Report LHCC-97-17, CERN, 1997.
- [21] B. Nicquevert. The ATLAS coordinate system. Technical Report ATL-GE-CERN-QAP-0204-01, CERN, 1996.
- [22] R. Wigmans. *Calorimetry: energy measurement in particle physics*. International series of monographs on physics. Clarendon Press, Oxford, 2000.
- [23] A. Das, T. Ferbel. *Introduction to nuclear and particle physics*. John Wiley and Sons, 2003.
- [24] A. Artamonov et al. The ATLAS Forward Calorimeters. *Journal of Instrumentation*, 3(P02010), 2008.
- [25] ATLAS Collaboration. Calorimeter performance technical design report. Relatório Técnico CERN/LHCC 96-40, CERN, janeiro 1997.
- [26] F. Ariztizabal et al. Construction and performance of an iron-scintillator hadron calorimeter with longitudinal tile configuration. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 349:384 – 397, 1994.
- [27] M. Crouau, P. Grenier, G. Montarou, S. Poirot, F. Vazeille. Characterization of 8-stages Hamamatsu R5900 photomultipliers for the TILE calorimeter. Technical Report ATL-TILECAL-97-129. ATL-L-PN-129, CERN, Geneva, 1997.

- [28] K. Anderson et al. Design of the front-end analog electronics for the ATLAS tile calorimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 551:469–476, 2005.
- [29] S. Ask, D. Berge et al. The ATLAS central level-1 trigger logic and TTC system. *Journal of Instrumentation*, 3(08), 2008.
- [30] W. Lawrenz. *CAN system engineering: from theory to practical applications*. Springer, 1997.
- [31] J. Lesser. *Development and test of the ATLAS Tile Calorimeter digitizer*. PhD thesis, Stockholm University, 2004.
- [32] C. Bohm, D. Eriksson, K. Jon-And et al. An optical link interface for the Tile Calorimeter in ATLAS. In *VII Workshop on Electronics for LHC Experiment*, pages 179–181, 2001.
- [33] J. Poveda, J. Abdallah, V. Castillo et al. ATLAS TileCal read-out driver system production and performance results. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 54(6.2):2629–2636, 2007.
- [34] G. Usai. Signal reconstruction of the ATLAS hadronic Tile Calorimeter: implementation and performance. Technical Report ATL-TILECAL-PROC-2010-008, CERN, Geneva, 2010.
- [35] R. Teuscher. Methods of energy reconstruction in TileCal. Talk in MC + Tools Meeting, 2003, disponível em:
<http://indico.cern.ch/conferenceDisplay.py?confId=a031558>.
- [36] A. Cerqueira et al. Analog system for building the first-level triggering signal provided By the Hadronic Calorimeter of ATLAS Detector. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 570:117–125, 2007.
- [37] J. Garvey et al. The ATLAS level-1 calorimeter trigger architecture. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 51:356 – 360, 2004.
- [38] A. Nisati et al. Fake Level-1 muon trigger rates in the ATLAS experiment. Technical Report ATL-DAQ-98-123, CERN, Geneva, 1998.
- [39] P. M. Levine, G. W. Roberts. A high-resolution flash time-to-digital converter and calibration scheme. In *Proceedings of the International Test Conference*, volume 1, pages 1148 – 1157, 2004.
- [40] S. Ask, D. Berge et al. The ATLAS central level-1 trigger logic and TTC system. *Journal of Instrumentation*, 3:P08002. 31 p, 2008.

- [41] M. Iodice. Calibration and Performance of the Precision Chambers of the ATLAS Muon Spectrometer. In *Conference Record of the 2011 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, pages 1–5, 2011.
- [42] Y. Arai and B. Ball et al. ATLAS Muon Drift Tube Electronics. *Journal of Instrumentation*, 3(P09001), 2008.
- [43] S. Kilts. *Advanced FPGA design: architecture, implementation, and optimization*. Wiley-IEEE Press, 2007.
- [44] P. Jenni, N. Marzio, M. Nordberg, K. Smith. *ATLAS high-level trigger, data-acquisition and controls: technical design report*. CERN, Geneva, 2003.
- [45] P. Calafiura, W. Lavrijsen et al. The athena control framework in production, new developments and lessons learned. In *Proceedings of the 2004 Conference on Computing in High Energy Physics and Nuclear Physics*, pages 456–458, 2004.
- [46] Herbert Schildt. *C++: The Complete Reference*. McGraw-Hill, 4^a edition, 2003.
- [47] The Python Programming Language. Acessado em novembro de 2011.
<http://www.python.org>.
- [48] R. Brun, F. Rademakers. ROOT - an object oriented data analysis framework. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, 389(1-2):81–86, 1997.
- [49] T. Sjöstrand, S Mrenna, P. Skands. A Brief Introduction to PYTHIA 8.1. *Computing Physics Community*, 178(CERN-LCGAPP-2007-04):852–867, Oct 2007.
- [50] J. Apostolakis. An overview of GEANT-4’s production release. *VIII International Conference on Calorimetry in High Energy Physics*, 1:705–710, 1999.
- [51] The ATLAS Collaboration. Performance of the ATLAS Minimum Bias and Forward Detector Triggers in 2011 Heavy Ion Run. Technical Report ATLAS-CONF-2012-122, CERN, 2012.
- [52] S. Baranov, M. Bosman, I. Dawson et al. Estimation of radiation background, impact on detectors, activation and shielding optimization in ATLAS. Technical Report ATL-GEN-2005-001, CERN, Geneva, 2005.

- [53] F. Ballarini, G. and Battistoni, M. Campanella et al. The FLUKA code: an overview. *XIX EPS Nuclear Physics Divisional Conference*, 41(SLAC-PUB-11549):151–160, Nov 2005.
- [54] N. Berger et al. The ATLAS high level trigger steering. *J. Phys. Conf. Ser.*, 119:022013, 2008.
- [55] S Silverstein. The digital algorithm processors for the ATLAS Level-1 Calorimeter Trigger. In *IEEE - Nuclear Plasma Science Society*, volume 1, pages 334–342, 2009.
- [56] R. Achenbach et al. The atlas level-1 calorimeter trigger. *Journal of Instrumentation*, 3(03):P03001, 2008.
- [57] J. Baines, S. Goerge, S. Gonzalez, S. Sivoklokov. Identification of high p_t electrons by the second level trigger of atlas. Relatório Técnico ATLAS-DAQ-2000-003, The ATLAS Collaboration, 2000.
- [58] R. Torres, D.E. Ferreira, E. Simas, J.M. de Seixas. Neural online filtering based on preprocessed calorimeter data. In *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, number N13-90 in 1, pages 530–536, 2009.
- [59] F. Derue. Electron and photon identification in ATLAS. *Hadron Collider Physics 2005*, 108(0930-8989):107–111, 2006.
- [60] T. Ciodaro, A. dos Anjos, R. Torres, J.M. de Seixas. Discriminação neural de elétrons no segundo nível do trigger do atlas. *Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos*, 2005.
- [61] A. dos Anjos. *Sistema Online de Filtragem em um Ambiente com Alta Taxa de Eventos*. PhD thesis, PEE/COPPE/UFRJ, 2006.
- [62] J.M. de Seixas T. Ciodaro. Otimização do segundo nível de trigger do atlas baseado em calorimetria. *Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos*, 2006.
- [63] T.K. Gaisser. *Cosmic rays and particle physics*. Cambridge Univ. Press, Cambridge, 1990.
- [64] R. Torres. *Sistema Online de Filtragem em um Ambiente com Alta Taxa de Eventos e Fina Granularidade*. PhD thesis, PEE/COPPE/UFRJ, 2010.
- [65] E. Simas. *Análise Não-Linear de Componentes Independentes para uma Filtragem Online Baseada em Calorimetria de Alta Energia e com Fina Segmentação*. PhD thesis, PEE/COPPE/UFRJ, 2010.

- [66] G. L Usai. Trigger of low p_T muons with the ATLAS hadronic calorimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A*, 518(1-2):36–38, 2004.
- [67] A. Cerqueira J.M. de Seixas T. Ciodaro, L. Manhães. Receptor de sinal de múons do calorímetro tilecal para uso no primeiro nível de trigger do atlas. *Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos*, 2009.
- [68] J.M. de Seixas T. Ciodaro. A receiver system for the tilecal muon signals. In *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, number N13-90 in 1, pages 2541–2546, 2009.
- [69] J.M. de Seixas T. Ciodaro. Muon detection based on a hadronic calorimeter. In *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, volume 1 of 1, pages 1–5, 2010.
- [70] VMEbus International Trade Association. Acessado em agosto de 2009. <http://www.vita.com/>.
- [71] *Electrical characteristics of low voltage differential signaling (LVDS) interface circuits*. ANSI, New York, NY, 1994.
- [72] J. Christiansen, A. Marchioro, P. Moreir, A. Sancho. Receiver ASIC for timing, trigger and control distribution in LHC experiments. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 43:1773–1777, 1996.
- [73] P. Moreira, T. Toifl, A. Kluge et al. G-link and gigabit ethernet compliant serializer for LHC data transmission. In *Conference Record of the 2000 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, volume 2, pages 6–9, 2000.
- [74] OPA684, Texas Instruments. Acessado em agosto de 2009. <http://focus.ti.com/docs/prod/folders/print/opa684.html> .
- [75] P. Adragna et al. Testbeam studies of production modules of the ATLAS Tile calorimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A*, 606:362–394, February 2009.
- [76] J. Tront. *PSpice for Basic Circuit Analysis*, volume 2. McGraw-Hill, 2005.
- [77] T. Ciodaro, F. Xavier, A. Cerqueira, L. Manhães, J.M. de Seixas. Sistema detetor para calorimetria de altas energias em condições de baixa relação sinal-ruído. In *Anais do Congresso Brasileiro de Automática*, volume 1 of 1, pages 1–8, 2010.

- [78] A. Lazzaro et al. Minut package parallelization and applications using the RooFit package. In *XVII International Conference on Computing in High Energy and Nuclear Physics*, volume 219, pages 42–44, 2010.
- [79] A. Papoulis. *Probability, random variables and stochastic processes*, volume 1. McGraw-Hil, 2002.
- [80] T. Davidek. Parametrization of the muon response in the Tile calorimeter. Technical Report ATL-TILECAL-97-114, CERN, Geneva, 1997.
- [81] C. W. Helstrom. *Elements of signal detection and estimation*. Prentice Hall, New Jersey, 1994.
- [82] H. van Trees. *Detection, estimation and modulation theory, part I*. John Wiley & Sons, 2001.
- [83] J.M. de Seixas T. Ciodaro. A receiver system for detecting calorimeter signals under low signal to noise ratio conditions. In *Proceedings of the Internoise Conference 2010*, volume 1 of 1, pages 237–241, 2010.
- [84] J.M. de Seixas L. Manhães, T. Ciodaro. Cosmic ray detection from electromagnetic wave reflection using a matched filter. In *Proceedings of the International Conference on Electronics, Circuits and Systems*, number 1 in 1, pages 1–4, 2008.
- [85] J.M. de Seixas T. Ciodaro. Optimal signal discrimination in a low signal-to-noise ratio environment. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, volume 1 of 1, pages 1–4, 2011.
- [86] I. T. Jolliffe. *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag, 2002.
- [87] H. van Trees. *Detection, estimation and modulation theory, part III*. John Wiley & Sons, 2001.
- [88] A. Hyvrinen, J. Karhunen, E. Oja. *Independent Component Analysis*. Wiley, Newark, NJ, 2004.
- [89] L.P. Calôba, J.M. de Seixas, F. S. Pereira. Neural Discriminating Analysis for a Second-Level Trigger System. In *Proceedings of the Computing in High Energy Physics*, pages 870–874, 1995.
- [90] A. R. dos Anjos and R. C. Torres and J. M. de Seixas, B. C. Ferreira and T. C. Xavier. Neural triggering system operating in high resolution calorimetry information. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res.*, 559(1):134, April 2006.

- [91] The ATLAS Collaboration. Expected electron performance in the atlas experiment. Technical Report ATL-PHYS-PUB-2011-006, CERN, Geneva, 2011.
- [92] G. Aad, E. Abar et al. *Expected performance of the ATLAS experiment: detector, trigger and physics*. CERN, Geneva, 2009.
- [93] L. Brown and D. Nordstrom, editors. *Physical Review D*, volume 50 of 3^a. The American Physical Society, 1994.
- [94] T. Ciodaro, D. Deva, D. Damazio, J.M. de Seixas. Online particle detection with neural networks based on topological calorimetry information. *Proceedings of Science*, PoS(ACAT)368:1–11, 2012.
- [95] S. Haykin. *Neural networks: a comprehensive foundation; 2nd ed.* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1998. Includes exercises.
- [96] M. Riedmiller, H. Braun. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pages 586–591, San Francisco, USA, 1993.
- [97] T. Ciodaro, A. dos Anjos, J.M. de Seixas. Discriminação neural de partículas para um detector submetido a uma alta taxa de eventos. *Learning and Nonlinear Models*, 4(2):79–92, 2007.

Apêndice A

Lista de publicações

Nesta seção, apresentamos os artigos relacionados ao desenvolvimento desta tese, publicados em congressos e revistas nacionais e internacionais. Os artigos estão organizados em ordem cronológica, e acompanham breve descrição.

A.1 Artigos Publicados em Revista

1. T. CIODARO, A. CERQUEIRA E J.M. DE SEIXAS, "Use of Hadronic Calorimetry Information in the ATLAS Level-1 Muon Trigger", *IEEE Transactions on Nuclear Science*, em processo de submissão, 2012.

Esse estudo apresenta o impacto na identificação de múons no L1 do sistema de filtragem do ATLAS ao se considerar o sistema receptor proposto. Além da utilização de dados de testes experimentais com feixes de múons, o desempenho do sistema combinado é avaliado segundo dados de colisões reais no LHC. O estudo mostrou que o impacto na discriminação de múons no L1 não deteriora significativamente a detecção de múons no L1.

2. T. CIODARO, D. DEVA, D. DAMAZIO E J.M DE SEIXAS, "Online particle detection with Neural Networks based on topological calorimetry information", *Journal of Physics: Conference Series*, v. 368, pp. 1–11, 2012.

Durante o ano de 2011, estudos preliminares com dados de simulações de Monte Carlo de decaimentos do bóson Z e jatos com energia transversa de 17 GeV foram utilizados para a obtenção de resultados preliminares, considerando assinaturas de baixa energia ($e5$). Os resultados foram comparados com o algoritmo padrão *T2Calo* e outras análises *offline*. Esse estudo mostrou um desempenho elevado do algoritmo proposto mesmo em operação no experimento, com um bom alinhamento entre o algoritmo *online* e as análises *offline*.

3. T. CIODARO, A. DOS ANJOS E J.M. DE SEIXAS, "Discriminação Neural

de Partículas para um Detector Submetido a uma Alta Taxa de Eventos”, *Revista Learning and Nonlinear Models*, v. 4, n. 2, pp. 79–92, 2007.

Estudo de relevância aplicado ao algoritmo alternativo *Neural Ringer* de identificação de elétrons no L2 do sistema de filtragem do ATLAS. O estudo considera dados de simulações de Monte Carlo de elétrons isolados, contra jatos de baixa energia. Os resultados obtidos mostraram que pode-se eliminar boa parte dos anéis utilizados sem um impacto significativo na discriminação.

4. A. DOS ANJOS, R. TORRES, B. CARNEIRO, T. CIODARO E J.M. DE SEIXAS, ”Neural Triggering System Operating in High Resolution Calorimetry Information”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, n.1, v. 559, pp. 134-139, 2006.

Estudo sobre a utilização de redes neurais no segundo nível do sistema de filtragem do ATLAS, utilizando o algoritmo *Neural Ringer* e o *T2Calo*. Após a extração de características de ambos os algoritmos, uma rede neural artificial é utilizada para a discriminação. Os resultados mostraram que os discriminadores baseados em redes neurais conseguem resultados superiores ao algoritmo padrão, baseado em cortes lineares por informação especialista. Também, estudou-se os requisitos de tempos e memória necessários para todos os discriminadores.

A.2 Artigos Publicados em Anais de Congressos

1. T. CIODARO E J.M. DE SEIXAS, ”Optimal Signal Discrimination in a Low Signal-to-Noise Ratio Environment”, *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, v. 1, n. N1, pp. 1–4, 2011.

Neste trabalho, foram apresentados os discriminadores de sinais baseados em filtragem casada, versão simples e Gaussiana. Aspectos referentes às suposições e aproximações são analisados e discutidos. Os resultados mostraram que a versão simples é a mais apropriada para a operação no sistema de recepção dos sinais de múon do calorímetro hadrônico.

2. T. CIODARO E J.M. DE SEIXAS, ”Muon Detection Based on a Hadronic Calorimeter”, *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, pp. 1–5, 2010, Knoxville, Estados Unidos da América.

Este trabalho mostrou os estudos preliminares na utilização de informação de calorimetria na identificação combinada de múons no L1 dos sistema de filtragem do ATLAS. Os resultados preliminares apontaram uma pequena ine-

ficiência devido ao casamento de geometrias entre o calorímetro hadrônico e as câmaras de múon.

3. T. CIODARO E J.M DE SEIXAS, "A Receiver System for Detecting Calorimeter Signals Under Low Signal to Noise Ratio Conditions", *Proceedings of the Internoise Conference 2010*, pp. 237–241 2010, Lisboa, Portugal.

Foi proposta e estudada o desenvolvimento de uma versão simples de um discriminador de sinais baseado em filtragem casada. Aspectos técnicos e outras características da detecção foram estudados e avaliados utilizando dados de teste experimentais com feixes de múons. Os resultados mostraram um desempenho elevado quando comparados a um simples detetor por patamar aplicado ao sinal.

4. T. CIODARO, F. XAVIER, L. MANHÃES, A. CERQUEIRA, J.M DE SEIXAS, "Sistema Detetor para Calorimetria de Altas Energias em Condições de Baixa Relação Sinal-Ruído". *Anais do Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 1–8, 2010, Bonito, Brasil.

Neste trabalho, foram abordadas as características do circuito de soma do módulo receptor de sinais do sistema de recepção proposto. Foi implementado um possível circuito para a recuperação do tempo de subida do sinal, afetado pela sua transmissão ao longo de extensos cabos entre o detetor ATLAS e o receptor de sinais. Os resultados mostraram que o circuito de soma analógica atende aos requisitos do sistema, aumentando a razão sinal-ruído do sistema. O circuito de recuperação do tempo de subida do sinal, também, consegue resultados promissores e pode ser empregado caso o tempo necessário para o processamento do sinal seja próximo ao tempo total de latência disponível no L1 do sistema de filtragem.

5. T. CIODARO, B. CARNEIRO, A. CERQUEIRA E J.M. DE SEIXAS, "A Receiver System for the TileCal Muon Signals", *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, pp. 1–6, 2009, Orlando, Estados Unidos da América.

Este trabalho apresentou o primeiro protótipo do receptor de múons para os sinais das células da última camada do calorímetro hadrônico. Foram feitos os primeiros cálculos quando ao aumento da SNR ao se somar os dois sinais de uma mesma célula. Também, resultados com a detecção de raios cósmicos mostraram uma melhora quando os sinais somados são considerados.