



IDENTIFICAÇÃO DE EVENTOS BASEADA NA COMBINAÇÃO DE
DETECTORES DE ALTAS ENERGIAS COM DIFERENTES TECNOLOGIAS
E SEGMENTAÇÕES

Fernando Guimarães Ferreira

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

Orientador: José Manoel de Seixas

Rio de Janeiro
Dezembro de 2012

IDENTIFICAÇÃO DE EVENTOS BASEADA NA COMBINAÇÃO DE
DETECTORES DE ALTAS ENERGIAS COM DIFERENTES TECNOLOGIAS
E SEGMENTAÇÕES

Fernando Guimarães Ferreira

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

Examinada por:

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

Prof. Mariane Rembold Petraglia, Ph.D.

Prof. Amauri Oliveira, D.Sc.

Prof. André Massafferri Rodrigues, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
DEZEMBRO DE 2012

Ferreira, Fernando Guimarães

Identificação de Eventos Baseada na Combinação de Detectores de Altas Energias com Diferentes Tecnologias e Segmentações/Fernando Guimarães Ferreira. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2012.

XIII, 70 p.: il.; 29, 7cm.

Orientador: José Manoel de Seixas

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2012.

Referências Bibliográficas: p. 64 – 70.

1. Detecção de Partículas. 2. Física de altas energias. 3. Redes Neurais. I. Seixas, José Manoel de. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

À memória da Vó Marly.

Agradecimentos

Primeiramente, gostaria de agradecer aos meus pais, Luiza e João, por todo o apoio. Obrigado por terem me incentivado a buscar meus objetivos. Agradeço por todos os conselhos, pela força e pelos ensinamentos ao longo desta caminhada.

Agradeço também à minha irmã, Ana Luíza, pelo carinho e confiança. Sua determinação é um exemplo para mim.

Aos meus avós, minha dinda e meus primos que, mesmo distantes, nunca deixaram de participar de alguma forma.

Ao meu orientador José Manoel de Seixas pela confiança, pelas oportunidades e todo o suporte dado ao longo desse trabalho.

À Carmen Maidantchik pelas sugestões, pelos conselhos e pela constante orientação desde os tempos de graduação.

À Ana Henriques pela idealização deste projeto. Agradeço também pela confiança e por viabilizar a minha participação junto à colaboração *TileCal*.

Ao amigo Thiago Ciodaro por facilitar meu trabalho e encurtar o tempo de aprendizado sobre múons e afins, compartilhando seu conhecimento com muita paciência.

Aos amigos e sócios da TWIST: Andressa Sivolella¹, Felipe Grael, Laura Moraes e Luiz Évora. Agradeço por compartilharem da mesma motivação e pelo companheirismo cotidiano.

À colaboração e amigos de todos no TileCal/CERN, que desde 2007 fazem de Genebra um lugar especial. Agradeço principalmente: Carlos, Giorgi, Brian, James, Heuijin, Keith, Gabriel, Filipe, Luis, Denis, Rob, Ali, Jalal, Stan, Irene, Monica, David e, claro, Bob Stanek.

Aos brasileiros “genebrinos” que também participaram de alguma forma ao longo desta jornada: Bruno Carneiro, Bernardo, Denis, Torres, Dhiana, Júnior, Enoque, Eric, Frias, Bruno Lange. Agradeço a convivência e as histórias decorrentes dela.

À todos participantes do Projeto TB: Afrânio, Dani, Priscila, Karina, Faier (*Finscore*) e Frank (*Finscore*) que enriqueceram minha experiência neste período de Mestrado das mais diversas maneiras.

Por fim, agradeço a todos meus amigos pelo invariável apoio e por todos os momentos de descontração.

¹Agradecimento especial pela grande ajuda na revisão deste documento

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

IDENTIFICAÇÃO DE EVENTOS BASEADA NA COMBINAÇÃO DE
DETECTORES DE ALTAS ENERGIAS COM DIFERENTES TECNOLOGIAS
E SEGMENTAÇÕES

Fernando Guimarães Ferreira

Dezembro/2012

Orientador: José Manoel de Seixas

Programa: Engenharia Elétrica

O experimento ATLAS encontra-se em operação no Grande Colisionador de Hádrons, LHC, localizado no CERN. No LHC, pacotes de prótons são injetados e acelerados até a energia aumentar 15 vezes, adquirindo 7 TeV. Os objetivos do projeto demandam uma elevada taxa de tomada de dados. Assim, o LHC opera a 40 MHz. Operando na luminosidade máxima projetada para o colisor, a taxa de eventos poderá alcançar 1 GHz. Desta maneira, torna-se fundamental a realização de uma filtragem *online*, onde informações relevantes são extraídas do ruído de fundo com velocidade condizente a taxa de dados gerados.

A identificação de múons de todos os patamares energéticos é crucial para explorar todo potencial físico disponível através da operação do ATLAS. Através da observação destas partículas é possível conhecer novas físicas. O Espectrômetro de Múons é instalado na área externa do ATLAS e foi projetado para detectar essas partículas. Contudo, há regiões onde não há cobertura total de estações. Nestas áreas todos os múons são classificados automaticamente como pouco energéticos, prejudicando a eficiência de detecção.

À luz do *upgrade* do detector, novas arquiteturas podem ser propostas. Neste âmbito, a presente pesquisa utilizou técnicas de processamento de sinais e inteligência computacional para auxiliar o primeiro nível de filtragem a recuperar múons com alto valor de momento transversal, erroneamente classificados. Para tal, foram consideradas as informações de calorimetria combinadas com a geometria do detector.

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

EVENT IDENTIFICATION BASED ON THE COMBINATION OF HIGH
ENERGY DETECTORS WITH DIFFERENT TECHNOLOGIES AND
SEGMENTATIONS

Fernando Guimarães Ferreira

December/2012

Advisor: José Manoel de Seixas

Department: Electrical Engineering

The ATLAS experiment operates at the Large Hadron Collider, LHC, located in CERN. Protons packages are injected into LHC and accelerated until its energy increases by 15 times, summing up 7 TeV. The project goals require enormous data acquisition rates. Therefore, the LHC has a peak crossing rate of 40 MHz. The event rate can get up to 1 GHz after the upgrade that will start next year. This way, it's crucial to filter online where only relevant information is observed against the background noise within the processing speed requirements.

The muon identification is very important for exploring the entire physics potential available with the ATLAS operation. It is possible to observe new physics through the observation of such particles. The Muon Spectrometer is installed on the ATLAS' surround and it was designed to detect this elements. However, some of the detector's region are not covered by its trigger stations. In this areas, every muon is qualified as a low p_T one, harming the detection performance.

ATLAS will be upgraded in order to be prepared for an increase of the total energy. Therefore, new technologies are proposed and evaluated. The current research uses signal processing and computing intelligence techniques for aiding the Level-1 trigger to recover these muons with high transverse momentum. To this end, the calorimetry and the geometry information of the detector were deemed.

Sumário

Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivo	3
1.3 Organização do documento	4
2 CERN, LHC e o Experimento ATLAS	5
2.1 Breve Introdução ao Modelo Padrão	6
2.2 Organização Europeia para Pesquisa Nuclear	7
2.3 O Projeto LHC (<i>Large Hadron Collider</i>)	7
2.3.1 Os experimentos do LHC	9
2.4 O ATLAS	10
2.4.1 Sistema de Coordenadas	12
2.4.2 Calorímetro Hadrônico de Telhas	13
2.4.3 Sistema de Múons	17
3 Sistema de Filtragem do ATLAS	25
3.1 Primeiro Nível de Filtragem	27
3.2 Sistema de Filtragem de Alto Nível	30
3.3 Seleção de Múons	31
3.3.1 Seleção no L1	32
3.3.2 Seleção no HLT	33
4 Identificação de múons	36
4.1 Bases de Dados	36
4.2 Parâmetros de Avaliação do Desempenho	39
4.3 Metodologia	39

5	Resultados e Discussão	45
5.1	Discriminação de múons de alto p_T e baixo p_T	45
5.2	Discriminação de múons verdadeiros e falsos.	53
6	Conclusões	62
	Referências Bibliográficas	64

Lista de Figuras

2.1	Modelo padrão de partículas elementares.	6
2.2	Fotografias de marcos no CERN.	8
2.3	Complexo de aceleradores no CERN.	8
2.4	Diagrama esquemático do túnel do LHC.	9
2.5	Os quatro principais experimentos do LHCb	10
2.6	Diagrama ilustrativo do detector ATLAS.	11
2.7	Seção transversal do detector ATLAS.	11
2.8	Sistema de coordenadas do ATLAS	13
2.9	Diagrama esquemático do TileCal	14
2.10	Geometria de células do TileCal	15
2.11	Estrutura de absorção e amostragem do TileCal	15
2.12	Diagrama de blocos da placa <i>3in1</i>	17
2.13	Visualização gráfica do Espectrômetro de múons.	19
2.14	Funcionamento de um tubo do MDT para estimar de maneira precisa a trajetória de um múon.	20
2.15	Esquemático de uma câmara MDT.	21
2.16	Localização dos RPCs na Seção transversal da parte superior do barril longo.	22
2.17	Setores de <i>trigger</i> do Espectrômetro de Múons	23
2.18	Mapa de RoIs para o RPC	24
3.1	Esquemático do sistema de filtragem do ATLAS.	26
3.2	Diagrama de blocos do L1.	27
3.3	Esquemático do funcionamento do <i>L1Calo</i>	29
3.4	Diagrama em blocos do sistema de filtragem de alto nível.	30
3.5	Seção transversal do detector ATLAS, mostrando exemplos de duas partículas cruzando as câmaras do espectrômetro e as respectivas projeções do <i>L1Muon</i>	32
3.6	Fluxo de dados entre os algoritmos do filtro de seleção para múons do ATLAS	34

4.1	Eficiência de classificação do <i>L1Muon</i> para eventos ocorridos no <i>run</i> 191715.	38
4.2	Modelo de redes neurais utilizadas para discriminar os sinais de múons.	41
5.1	Distribuição da energia depositada na célula D do TileCal durante o <i>run</i> 191715. Em azul, os múons com $p_T > 10$ GeV. Em cinza, os múons com $p_T < 10$ GeV. Em vermelho, a distribuição do ruído eletrônico.	46
5.2	Curva ROC para o uso de patamar de energia.	47
5.3	Histograma apresentando o quão oblíqua é a trajetória do múon. O primeiro gráfico representa os eventos com partículas com baixo momento transversal e o segundo com alto.	48
5.4	Curva ROC para o uso de patamar de energia ao casar as geometrias do TileCal e do RPC.	48
5.5	Eventos de múon separados em 22 <i>clusters</i> depois de aplicado o algoritmo de <i>K-means</i> . Em vermelho, estão representados os múons de baixo p_T . Em azul, os múons de alto p_T	49
5.6	Eventos de múons divididos em 10 blocos. As distribuições da energia depositada na célula D. Os histogramas dos diferentes blocos devem ser semelhantes.	50
5.7	Eventos de múons divididos em 10 blocos. <i>Hits</i> na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Aqui estão representados os eventos de alto p_T	51
5.8	Eventos de múons divididos em 10 blocos. <i>Hits</i> na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Aqui estão representados os eventos de baixo p_T	52
5.9	Projeto de discriminador neural.	53
5.10	Distribuição de RoI em η com múons aprovados. É mostrado qual percentual é confirmado posteriormente pelos algoritmos <i>offline</i>	54
5.11	Distribuição da energia depositada na célula D do TileCal para todos os <i>runs</i> de 2011 com configuração de <i>minbias</i>	55
5.12	Curva ROC ao considerar patamares de energia	55
5.13	Histograma apresentando o quão oblíqua é a trajetória do múon. O primeiro gráfico representa os eventos com partículas não confirmadas pelo critério <i>tight</i> , enquanto no segundo apenas confirmadas.	56
5.14	Curva ROC para o uso de patamar de energia ao casar as geometrias do TileCal e do RPC.	57
5.15	Eventos de múon separados em 9 <i>clusters</i> depois de aplicado o algoritmo de <i>K-means</i>	57

5.16	Eventos de múons divididos em 10 blocos. As distribuições da energia depositada na célula D. Os histogramas dos diferentes blocos devem ser semelhantes.	58
5.17	Eventos de múons divididos em 10 blocos. <i>Hits</i> na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Todos eventos aprovados pelo critério <i>tight</i>	59
5.18	Eventos de múons divididos em 10 blocos. <i>Hits</i> na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Todos eventos reprovados pelo critério <i>tight</i>	60
5.19	Projeto de discriminador neural.	61

Lista de Tabelas

2.1	Número de canais, células e saídas de Trigger do TileCal.	16
2.2	Segmentação do sistema RPC com 544 câmaras e 962 unidades. Todas as dimensões estão em mm.	22
3.1	Taxa de eventos para os objetos de interesse no L1.	28
4.1	Resumo dos eventos MU10 considerados.	39
4.2	Valores utilizados para cada parâmetro do treinamento neural.	43
6.1	Tabela resumindo os resultados obtidos neste trabalho.	63

Capítulo 1

Introdução

A evolução e o desenvolvimento de técnicas de processamento de sinais e inteligência computacional impulsionam diversas áreas do conhecimento. Pode-se observar uma infinidade de aplicações nos mais diversos segmentos. Tais ferramentas tendem a se tornar ainda mais poderosas quando utilizadas juntas. Esta multidisciplinaridade característica, somada às inúmeras possibilidades de abordagem de um problema, tornam a pesquisa nessas áreas instigante.

Este trabalho de pesquisa acontece no âmbito da detecção de sinais em ambientes com baixa relação sinal-ruído. Experimentos dessa natureza apresentam um grande volume de informações e elevadas dimensões em seu espaço amostral, dificultando o processo de análise. A taxa de eventos tende a ser muito elevada, pelo caráter raro dos sinais de interesse. Desta maneira, torna-se fundamental a realização de uma filtragem *online*, onde informações relevantes são extraídas do ruído de fundo com velocidade condizente à taxa de dados gerados.

Dependendo da aplicação, a aquisição de dados pode envolver detectores com diferentes segmentações, contando com diversos sensores e canais, muitas vezes distintos entre si. Como consequência, são necessários sistemas robustos com baixo custo computacional para contornar todas as condições hostis do projeto especificado.

1.1 Motivação

A física experimental de altas energias é um dos ramos da ciência onde as técnicas de processamento de sinais e inteligência computacional são mais exigidas. Nela, procura-se comprovar experimentalmente teorias propostas pela física teórica. Para tal, são construídos aparatos de proporções, capazes de criar as condições ideais para a obtenção da física de interesse.

O LHC, instalado no CERN, é um acelerador capaz de atingir níveis de energia nunca antes alcançados. O ATLAS, o maior dos detectores do acelerador, possui milhões de canais de leitura, distribuídos por diferentes subsistemas, utilizados para identificar partículas geradas com as colisões ocorridas durante a operação.

Partindo do ponto de colisão em direção à área externa do ATLAS, encontram-se o Detector de traços, utilizado para a identificação da trajetória de determinadas partículas, o Calorímetro Eletromagnético e o Calorímetro Hadrônico, para a análise da deposição energética de partículas eletromagnéticas e hadrônicas, respectivamente, e o Espectrômetro de Múons, para a identificação e determinação da trajetória de múons.

No ATLAS, ocorrem quarenta milhões de eventos por segundo, onde apenas duzentos serão selecionados e armazenados para uma posterior análise *offline*. Deste modo, um sistema *online* de filtragem eficiente é indispensável. Esta seleção ocorre em 3 etapas através de níveis sequenciais:

1. O primeiro nível do sistema de filtragem recebe todos os eventos gerados nas colisões. Neste ponto, apenas um em aproximadamente quinhentos e quarenta eventos é aceito. A seleção é realizada através de *hardware* de baixa granularidade utilizando informações de baixa resolução do sistema de calorimetria e do detector de múons, o que garante a velocidade de processamento necessária.

Este nível também é responsável por gerar as chamadas Regiões de Interesse, áreas onde há informação relevante. Estas regiões são propagadas para o segundo nível;

2. O segundo nível de filtragem considera apenas as regiões de interesse selecionadas na etapa anterior. Para tal, os algoritmos de filtragem têm acesso a resolução máxima do detector, bem como a trajetória percorrida pelas partículas.

3. O terceiro nível de filtragem, conhecido como *Event Filter*, utiliza toda a informação adquirida para um evento. Ele é capaz de combinar as diferentes regiões de interesse para reconstruir os processos físicos ocorridos após a colisão.

Com o advento do *upgrade* do detector, previsto para a operação em 2020, com etapas intermediárias em 2013 e 2017, novas arquiteturas podem ser propostas e testadas [1].

1.2 Objetivo

Este trabalho de pesquisa utiliza técnicas de processamento de sinais e inteligência computacional para auxiliar o primeiro nível de filtragem na identificação de múons com alto valor de momento transverso.

Múons são partículas, eletricamente carregadas, duzentas vezes mais pesadas do que os elétrons. Sua identificação é crucial para explorar todo potencial físico disponível através da operação do ATLAS. São de interesse do experimento múons com poucos GeV até elevados patamares energéticos, onde é possível a identificação de Nova Física [2].

O Espectrômetro de Múons é instalado na camada externa do ATLAS. Foi projetado para detectar e reconstruir a trajetória de partículas que transpassam pelos sistemas de calorimetria.

Por ser muito pesado, o múon dissipa pouca energia ao cruzar os detectores que estejam ao longo de seu caminho. A estratégia do sistema de múons é aplicar um campo magnético intenso, capaz de curvar a trajetória da partícula. O múon atravessará três camadas, compostas por câmaras resistivas, ao longo de seu percurso. A posição em que a partícula cruza cada uma destas camadas determina a curvatura de sua trajetória, que por sua vez é utilizada na determinação do valor do momento linear. Quanto maior a energia cinética da partícula mais suave será o seu raio de curvatura. Desta forma, entende-se que múons mais energéticos obrigatoriamente atravessam as três camadas (ou estações de coincidência) do espectrômetro, enquanto as menores podem passar apenas por duas, devido ao desvio proporcionado pelo campo magnético aplicado. Este é, portanto, um critério para distinção entre

múons de alto momento e de baixo momento.

Contudo, há regiões onde não há cobertura de câmaras nas três camadas. Nestas áreas todos os múons são classificados automaticamente como pouco energéticos, prejudicando a eficiência [3].

O Calorímetro de Telhas, por sua vez, é segmentado radialmente em três camadas. Nelas, partículas hadrônicas, tais como prótons, são absorvidas. Contudo, em virtude da espessura deste detector, a terceira camada possui baixa atividade de interações com estas partículas, pois a maioria já foi absorvida nas duas camadas mais internas. É nesta região que se localizam as chamadas células D. Entende-se que as informações adquiridas nestas células possam ser utilizadas para mitigar o ruído de fundo na aquisição de múons.

Este trabalho utilizou as informações geométricas do calorímetro e do sistema de múons, somadas a energia depositada pela passagem de partículas na célula D para recuperar múons de momento elevado que não tiveram sua passagem registrada nas três estações de coincidência.

1.3 Organização do documento

O próximo capítulo apresenta uma visão geral do ambiente do CERN, do experimento ATLAS e seus sub-detectores. O Capítulo 2 apresenta mais detalhadamente o Calorímetro de Telhas e o Espectrômetro de Múons, pois a presente pesquisa foi desenvolvida no âmbito dos dois sistemas. O Capítulo 3 apresenta o sistema de seleção de partículas do ATLAS. O nível 1 de filtragem, que utiliza informações da calorimetria e do sistema de múons em seus algoritmos, é explicado em detalhes. O Capítulo 4 mostra a base de dados utilizada para realizar as análises e as diferentes abordagens adotadas. O Capítulo 5 é dedicado à apresentação e discussão dos resultados obtidos. Por fim, as conclusões, bem como os possíveis desdobramentos deste trabalho de pesquisa, são apresentados no Capítulo 6.

Capítulo 2

CERN, LHC e o Experimento ATLAS

A Ciência procura compreender as leis que regem a Natureza. Uma das questões mais antigas desta busca refere-se à constituição da matéria. A Física de Partículas é a parte da física que estuda os constituintes da matéria e as interações entre eles.

A matéria como conhecemos é formada por partículas estáveis. Há, porém, partículas instáveis que duram apenas frações de segundos. Ambos tipos coexistiram nos instantes posteriores ao *Big Bang*.

É possível observar essas partículas instáveis utilizando os aceleradores de partículas. Nesses aparelhos, um feixe de partículas, como prótons ou elétrons, são aceleradas até altas velocidades, aumentando a energia cinética. Quando a energia chega ao patamar desejado, o feixe é colidido com outro grupo de partículas, recriando assim as condições ideais para a formação de partículas instáveis.

O CERN (*Organisation européenne pour la recherche nucléaire*) é o maior laboratório de física de partículas do mundo e nele se encontra o mais complexo aparato científico já construído pelo homem, o LHC (*Large Hadron Collider*) [4]. Neste capítulo será apresentado este acelerador, com enfoque no detector ATLAS e seus subsistemas.

2.1 Breve Introdução ao Modelo Padrão

O modelo atômico de Rutherford-Bohr, apresentado em 1913, é amplamente conhecido. Nele prótons, nêutrons e elétrons são os componentes básicos dos átomos. Esta noção é correta, porém existem partículas ainda menores. Hoje sabe-se que tudo é formado pela combinação de 16 elementos fundamentais classificados como *quarks*, *léptons* (*férmions*) e os mediadores de interações (*bósons*). O Modelo Padrão, publicado no final da década de 1960, explica a função destas partículas bem como as que forças atuam sobre elas [5]. A Figura 2.1 apresenta os elementos básicos desse modelo:

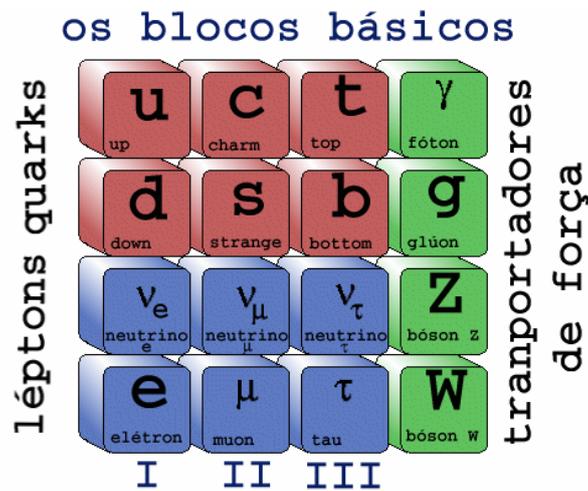


Figura 2.1: Modelo padrão de partículas elementares.

Os prótons e nêutrons presentes no núcleo atômico são compostos por *quarks*. Existem seis tipos de quarks frequentemente agrupados em duplas: *up/down*, *charm/strange*, *top/bottom*, todos com seu *anti-quarks* correspondentes. *Quarks* nunca são observados separadamente. Quando *quarks* se agrupam, formam uma partícula composta chamada hádron. Hádrons podem ser separados em duas categorias: bárions, formados por até três *quarks*, e mésons, formados por um *quark* e um *anti-quark*. Prótons e nêutrons são tipos de bárions.

O Modelo também contém seis tipos de léptons: elétrons, múons, tau e seus respectivos neutrinos. Assim como os *quarks* possuem *anti-quarks*, léptons possuem anti-léptons. Contudo, os léptons podem ser observados isolados. Elétrons, múons e tau são partículas carregadas e possuem massa, enquanto neutrinos não possuem carga e possuem pouquíssima massa. O lépton tau e o múon são extremamente

pesados e altamente instáveis. Por isso, decaem rapidamente em léptons mais leves.

Partículas mediadoras carregam uma discreta quantidade de energia de um elemento para a outro. São elas os fótons, glúons e os bósons W e Z. Fótons atuam em partículas carregadas, *quarks* e léptons, exercendo a força eletromagnética. Glúons atuam nos *quarks* mantendo-os unidos. Já os bósons W^\pm e Z^0 representam a força fraca que atua tanto em léptons como em *quarks*. A única força não incluída pelo Modelo Padrão é a gravitacional. Existe a possibilidade que haja uma partícula graviton, ainda não observada [6].

2.2 Organização Europeia para Pesquisa Nuclear

O CERN localiza-se na fronteira entre a Suíça e a França, próximo a cidade de Genebra. Foi fundado com o objetivo de criar um laboratório europeu para pesquisa de física nuclear, em que seus países membros pudessem dividir as despesas de seus aparatos e instalações. Estimulados pelas diversas organizações internacionais nascentes na Europa pós-guerra, um grupo de cientistas formaram um conselho provisório em 1952, base para a fundação da atual organização, ocorrida dois anos depois [7]. A Figura 2.2a mostra o Globo de Ciências e Inovação, construído na ocasião do quinquagésimo aniversário de fundação do CERN.

Atualmente, o CERN é dirigido por 20 Estados membros europeus (a Figura 2.2b representa as respectivas bandeiras localizadas sua entrada principal do instituto). Contudo, outros países não-membros colaboram das mais diversas maneiras, inclusive o Brasil. No total, existem cerca de 8.000 cientistas provenientes de 608 universidades, representando 113 nacionalidades [8].

Além da colaboração à comunidade de física de partículas, o CERN contribui com o desenvolvimento de tecnologias empregadas em diversas áreas. A invenção da *World Wide Web*, equipamentos de imagens medicinais e a computação em GRID são apenas alguns dos exemplos.

2.3 O Projeto LHC (*Large Hadron Collider*)

O LHC, o maior e mais poderoso acelerador de partículas do mundo, é o mais novo aparato do complexo de aceleradores do CERN (Figura 2.3). Ele foi construído



(a) O Globo da Ciência e Inovação do CERN. (b) Bandeiras dos países membros da organização.

Figura 2.2: CERN: O maior laboratório de pesquisa nuclear do mundo (Imagens extraídas de [8]).

no túnel onde o LEP [9] operou entre 1989 e 2000. Esse túnel possui uma circunferência de 27 km de extensão e está posicionado 150 metros abaixo da superfície. A Figura 2.4 apresenta um esquemático do anel do LHC e os principais experimentos localizados nele.

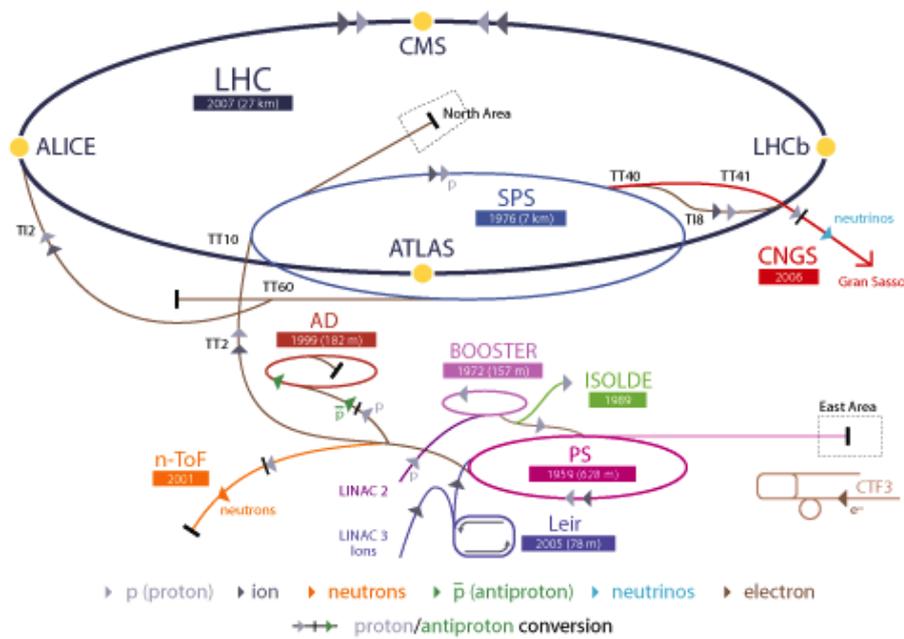


Figura 2.3: Complexo de aceleradores no CERN (Extraído de [10]).

Antes de serem injetados com uma energia de 450 GeV no anel do LHC, prótons são acelerados formando feixes. Esses feixes são acelerados até a energia aumentar 15 vezes, adquirindo 7000 GeV [10]. Quando essa energia é atingida, os feixes são colididos nos centros dos experimentos presentes ao longo da trajetória.

O objetivo do projeto demanda uma elevada taxa de tomada de dados. O LHC

opera a 40 MHz, ou seja, há a injeção de feixes a cada 25 ns. Operando na luminosidade máxima projetada para o colisor, a taxa de eventos poderá alcançar 1 GHz [4].

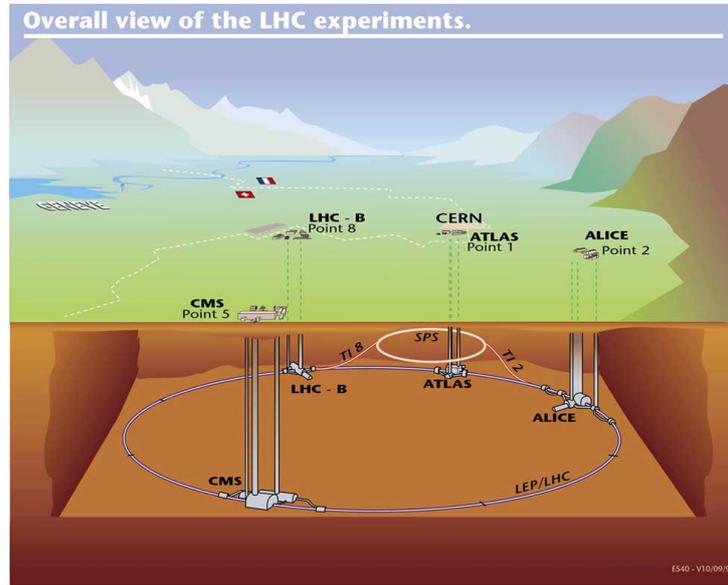


Figura 2.4: Diagrama esquemático do túnel do LHC (Extraído de [8]).

O LHC começou a funcionar em 10 de setembro de 2008. Houve, porém, um acidente que interrompeu sua operação. Um defeito na ligação elétrica entre dois condutores causou um grande vazamento de hélio, que foi ventilado para dentro do túnel, aumentando a temperatura em alguns dos equipamentos em torno de 100 graus Celsius [11]. Apenas em 2009, as atividades foram retomadas com a energia de centro de massa de $\sqrt{s} = 3,5 \text{ TeV}$. Em 2010, colisões com a metade da energia projetada foram obtidas. A operação ocorre de forma contínua até 2013, quando ocorrerá um grande período de manutenção e a primeira fase de atualização dos equipamentos [12].

2.3.1 Os experimentos do LHC

Quatro grandes experimentos estão localizados ao redor da circunferência do LHC, como foi mostrado na Figura 2.4: ATLAS [13, 14], CMS [15], LHCb [16] e ALICE [17]. A Figura 2.5 ilustra os experimentos.

O ATLAS e o CMS são experimentos de proposta geral, otimizados para estudar a Nova Física com eventos na faixa dos TeV. Os outros dois foram projetados para

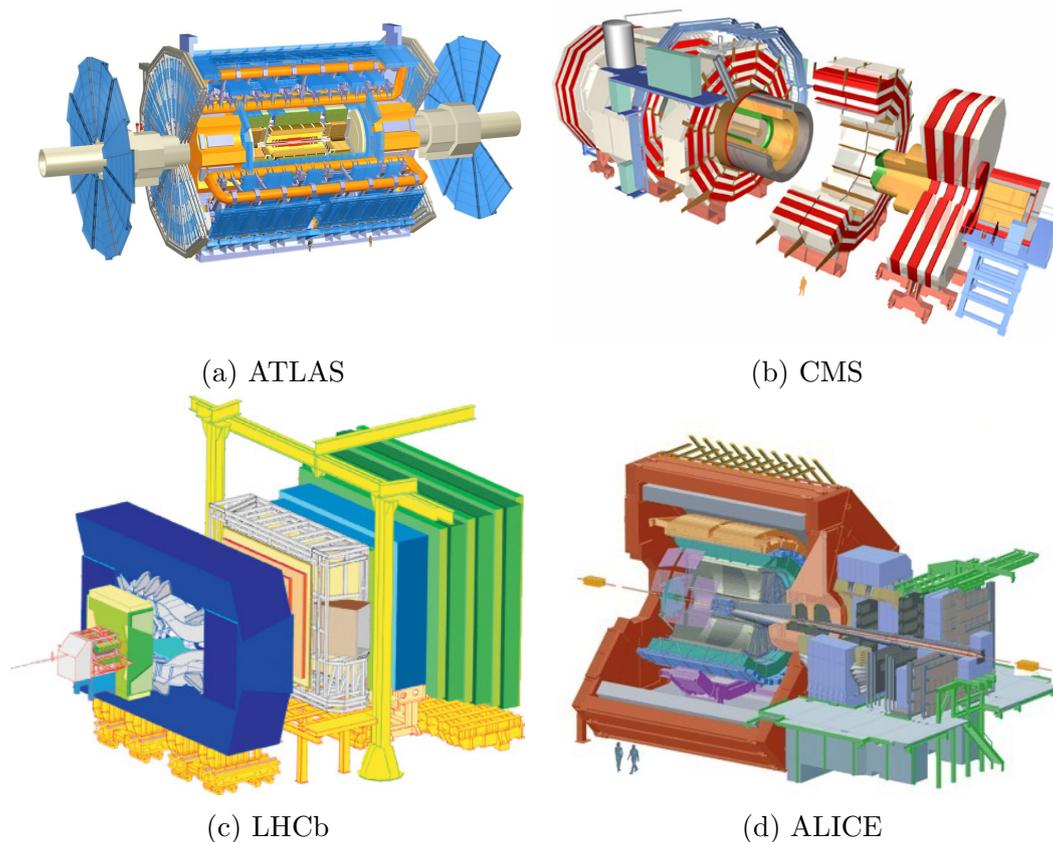


Figura 2.5: Os quatro principais experimentos do LHCb (extraído de [10]).

estudar fenômenos específicos: o LHCb realiza medições precisas do decaimento do méson B e o ALICE estuda colisões de íons de chumbo.

2.4 O ATLAS

O detector ATLAS tem aproximadamente 45 m de comprimento, mais de 25 m de altura e pesa em torno de 7.000 T. É o resultado de uma colaboração de 3.000 pesquisadores de 38 países participantes, representando 174 instituições diferentes [18][19].

Pode-se observar na Figura 2.6 que este detector é composto por sub-detectores distintos, cada um com características e objetivos específicos.

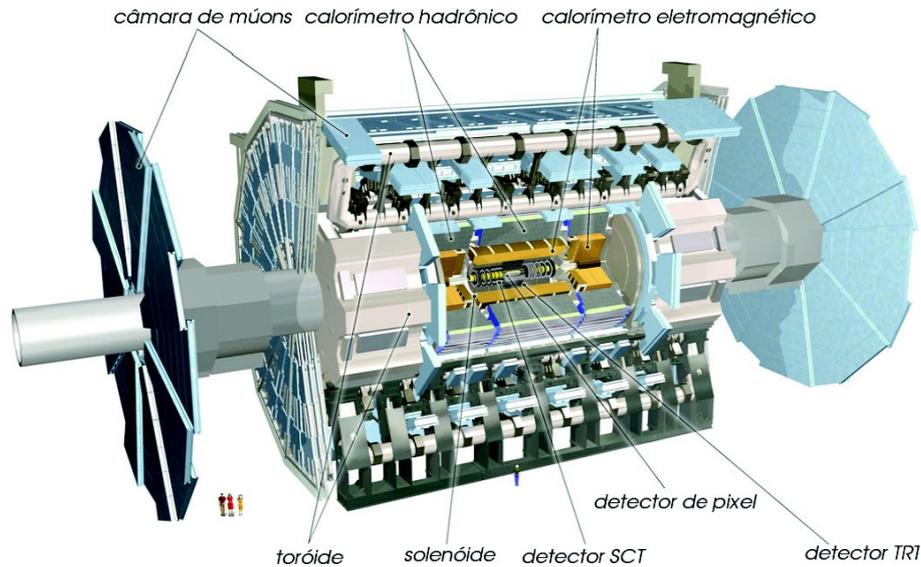


Figura 2.6: Diagrama ilustrativo do detector ATLAS (adaptado de [20]).

A Figura 2.7 apresenta um esquemático da seção transversal do detector. Os números denotam os diferentes módulos. São eles:

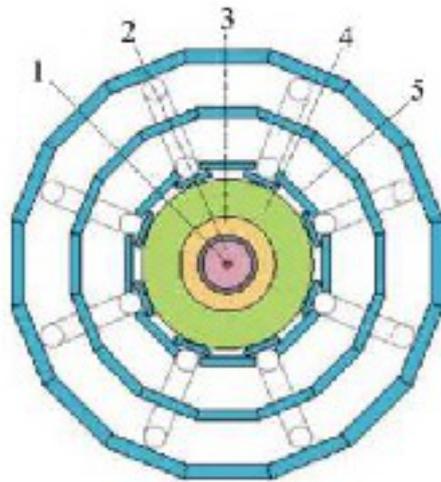


Figura 2.7: Seção transversal do detector ATLAS (extraído de [21]).

1. **Tubo do Feixe:** localizado no centro do detector, aonde passam os feixes de prótons.
2. **Detector de Traços:** composto por uma infinidade de sensores altamente segmentados feitos de silício, determina com muita precisão a trajetória de partículas carregadas. Estas trajetórias são desviadas devido ao campo magnético presente no ATLAS. É possível dessa forma estimar o momento e a carga da partícula passante.

3. **Calorímetro Eletromagnético:** determina a energia e o perfil de deposição de energia de partículas eletromagnéticas, como, por exemplo, elétrons e fótons. Está dividido em quatro camadas, cada uma com granularidade distinta.
4. **Calorímetro Hadrônico:** determina a energia e o perfil de deposição de energia de partículas hadrônicas, como por exemplo os prótons. Está dividido em 3 camadas com granularidades distintas.
5. **Espectrômetro de múons:** Os múons são cerca de 200 vezes mais pesados do que elétrons. Por essa razão, estas partículas depositam pouca energia ao cruzar o campo elétrico de átomos que estejam no seu caminho. Não sendo absorvidas pelos detectores. O Espectrômetro é composto pela câmaras de múon [22], onde um campo magnético é utilizado para curvar a trajetória dos múons. Este procedimento aliado a um poderoso sistema de detecção de traço específico, permite a medição do momento da partícula.

O Calorímetro Hadrônico e o Espectrômetro de múons serão descritos detalhadamente ao longo desse capítulo.

2.4.1 Sistema de Coordenadas do ATLAS

O sistema de coordenadas do ATLAS é um sistema cartesiano que segue a regra da mão direita. Nesse sistema, apresentado na Figura 2.8, encontram-se [23]:

- o eixo x , com lado positivo apontado para o centro da circunferência do anel do LHC,
- o eixo z , seguindo a direção do feixe de partículas,
- o eixo y , apontando para cima.

Ao analisar colisões, o sistema cartesiano, mostra-se ineficiente. Nestes casos, é comum utilizar um sistema que acompanha a direção das partículas provenientes do ponto de colisão. Assim, são definidas três novas coordenadas a partir de transformações não-lineares de x , y e z :

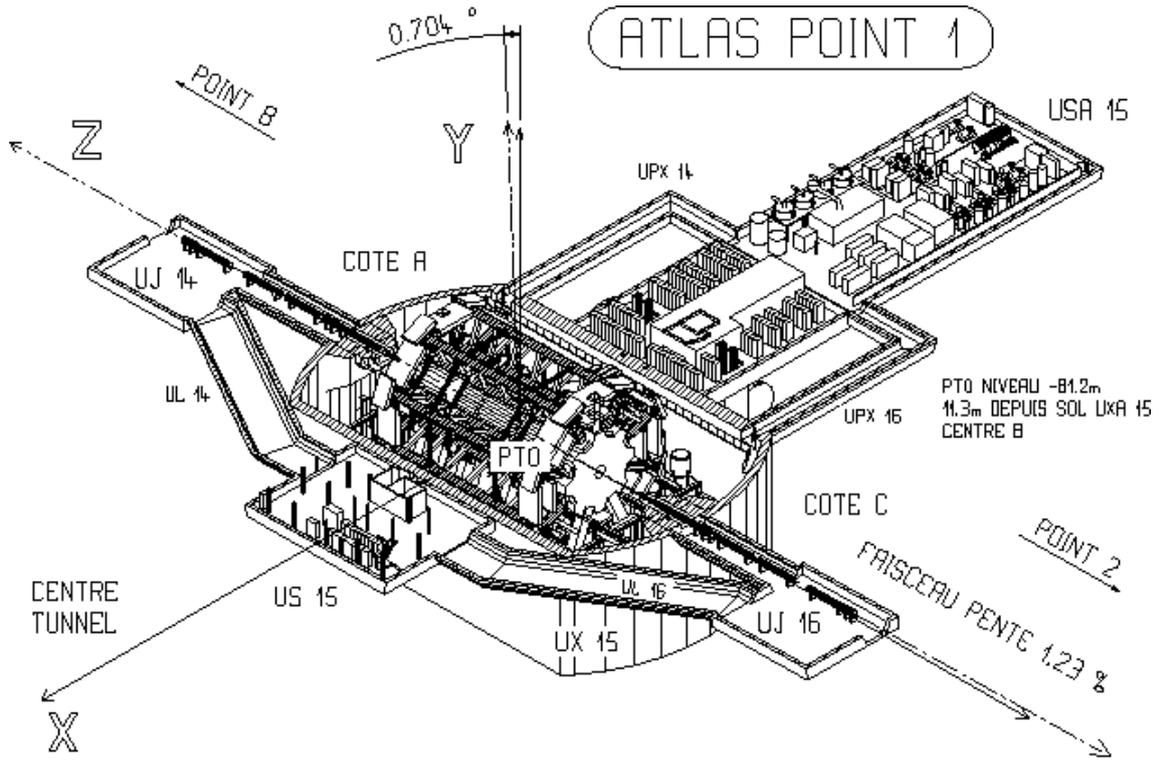


Figura 2.8: Sistema de coordenadas do ATLAS (extraído de [23]).

$$\phi = \arctan\left(\frac{x}{y}\right) \quad (2.1)$$

$$\Theta = \arctan\left(\frac{x}{z}\right) \quad (2.2)$$

$$\eta = -\log\left(\tan\left(\frac{\Theta}{2}\right)\right) \quad (2.3)$$

São adicionadas às coordenadas originais o ângulo azimutal ϕ (ao redor de z) e a pseudo-rapidez (η), que representa a direção da projeção da partícula, após a colisão.

2.4.2 Calorímetro Hadrônico de Telhas

Calorímetros são fundamentais em detectores hadrônicos de propósitos gerais [24]. O Calorímetro Hadrônico de Telhas [25], conhecido como *TileCal*, desempenha esse papel.

O sistema de calorimetria do ATLAS é capaz de estimar com grande precisão medidas de energia e posicionamento de elétrons, prótons, hádrons, taus e jatos.

Também colaboram na identificação e reconstrução de múons [26]. O TileCal foca na obtenção de medidas de hádrons, jatos, taus e energia transversa faltante [27].

Este calorímetro utiliza cintiladores plásticos como material ativo e ferro como material que absorve. Compreende a região de pseudo-rapidez $-1,7 < \eta < 1,7$, sendo subdividido em três regiões: uma central ($-1,0 < \eta < 1,0$), chamada barril longo (LB) e dois barris estendidos (EB) localizados nos flancos do detector ($0,8 < \|\eta\| < 1,7$), como pode ser visto na Figura 2.9. Ambos, barril longo e estendido, são segmentados em 64 fatias (módulos) em ϕ correspondendo a uma granularidade $\Delta\phi$ de aproximadamente 0,1 radianos [28].

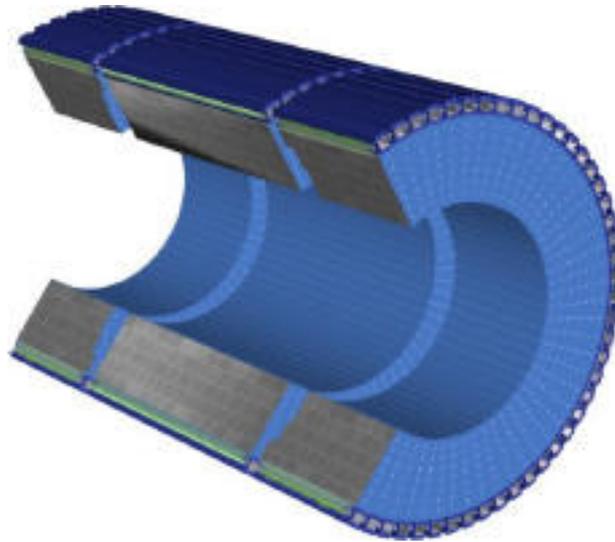


Figura 2.9: Diagrama esquemático do TileCal (extraído de [20]).

Cada módulo é segmentado em três camadas radialmente. Há também a variação $\Delta\eta$, igual a 0,1 nas duas primeiras camadas (denominadas A e BC) e 0,2 na terceira camada (denominada D). Deste modo, ϕ , η e a segmentação radial definem as três dimensões das células do TileCal. A Figura 2.10 mostra a distribuição das células dentro de um módulo.

Cada célula possui dezenas de placas de ferro e telhas cintilantes. Fibras ópticas deslocadoras de comprimento de onda (fibras WLS) acopladas às telhas nas bordas azimutais das células, mostradas na Figura 2.11, coletam a luz produzida e a levam até dois tubos fotomultiplicadores diferentes (PMTs). Cada tubo está conectado a um canal de aquisição, garantindo a redundância necessária.

A arquitetura de aquisição do TileCal divide o detector em quatro partições. O barril longo é dividido em duas partições (LBA e LBC) no local entre plano

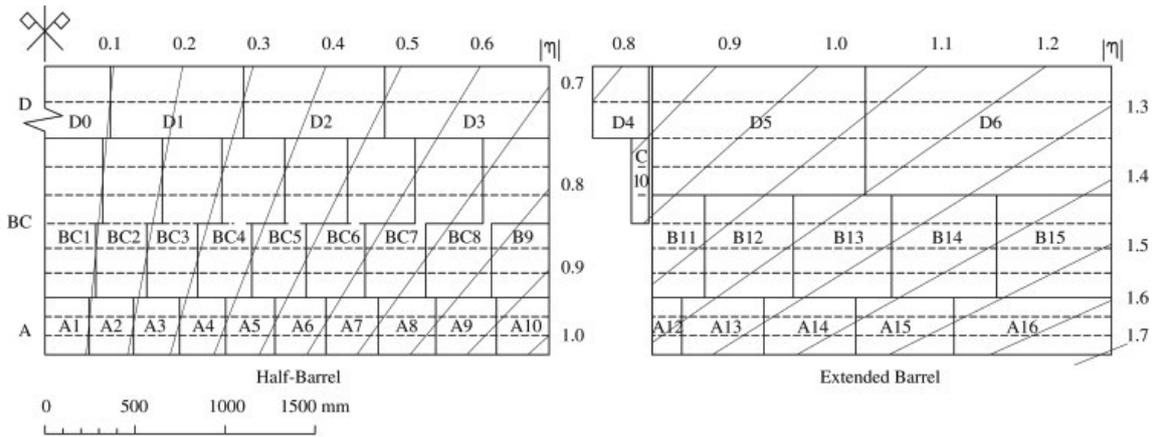


Figura 2.10: Geometria de células do TileCal.

perpendicular ao tubo do feixe e o ponto de colisão, e cada barril estendido é uma partição separada (EBA e EBC) [26].

A eletrônica de aquisição está localizada em “gavetas” inseridas na parte externa do perímetro do calorímetro. Cada gaveta possui normalmente 45 canais de leitura no barril longo e 32 no barril estendido.

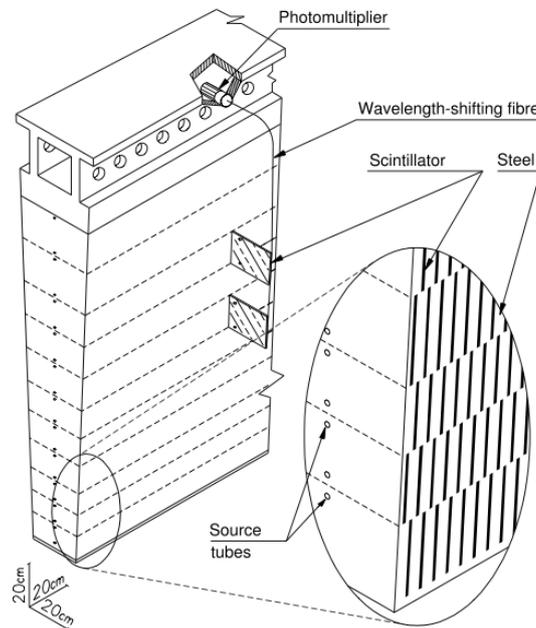


Figura 2.11: Estrutura de absorção e amostragem do TileCal (extraído de [13]).

A Tabela 2.1 resume a quantidade de canais, de células e de saídas de trigger para cada tipo de barril.

Tanto a eletrônica de *front-end* como as fontes de baixas tensões (LVPS, do inglês *Low Voltage Power Supplies*) estão localizadas dentro das gavetas e, por-

	Canais	Células	saídas de <i>Trigger</i>
Barril Longo	5760	2880	1152
Barril estendido	4076	2302	928
Total	9836	5182	2080

Tabela 2.1: Número de canais, células e saídas de Trigger do TileCal.

tanto, foram projetadas para operar sob condições de elevada radiação e forte campo magnético [29, 30].

Os sinais luminosos adquiridos são transformados em pulsos elétricos através de um circuito passivo (*shaper*) [31]. O pulso é condicionado para ter uma largura constante, de 50 ns, e amplitude proporcional à intensidade da quantidade de luz absorvida [32]. O pulso formado é disponibilizado tanto amplificado com um ganho elevado (HG, do inglês *high gain*), como também, inalterado (LG, do inglês *low gain*). A razão nominal entre os dois ganhos é aproximadamente 64:1 [26]. O *shaper*, o circuito de amplificação e o sistema de injeção de cargas para calibração (CIS) estão localizados em um pequeno circuito impresso conhecido como *3in1 card* [32].

Os sinais HG e LG são amostrados na frequência de 40 MHz utilizando um conversor analógico digital de 10 bits de faixa dinâmica presente em uma unidade de gerenciamento de dados (DMU, *Tile data management unit*). Essa unidade contém um *pipeline* de memória que armazena o sinal amostrado por até 6,4 μ s.

Posteriormente, as amostras são enviadas via cabos de fibra ótica para a eletrônica de *backend*, localizada fora da caverna principal do experimento ATLAS. A eletrônica de *backend* determina o período e a energia do canal das amostras digitalizadas.

A placa *3in1* ainda possui um circuito integrador projetado para medir a corrente numa determinada PMT durante sessões de calibração com Césio 137 [33] e interações próton-próton em eventos de *minimum bias* ocorridos no LHC [26]. O período de integração é de aproximadamente 14 ms e um conversor de 12 bits é utilizado para leitura. A Figura 2.12 apresenta o esquemático da placa *3in1* onde todos seus subsistemas podem ser observados.

Existem circuitos somadores distribuídos ao longo de uma gaveta e estes são responsáveis pela interface entre o TileCal e o primeiro nível do sistema de filtragem

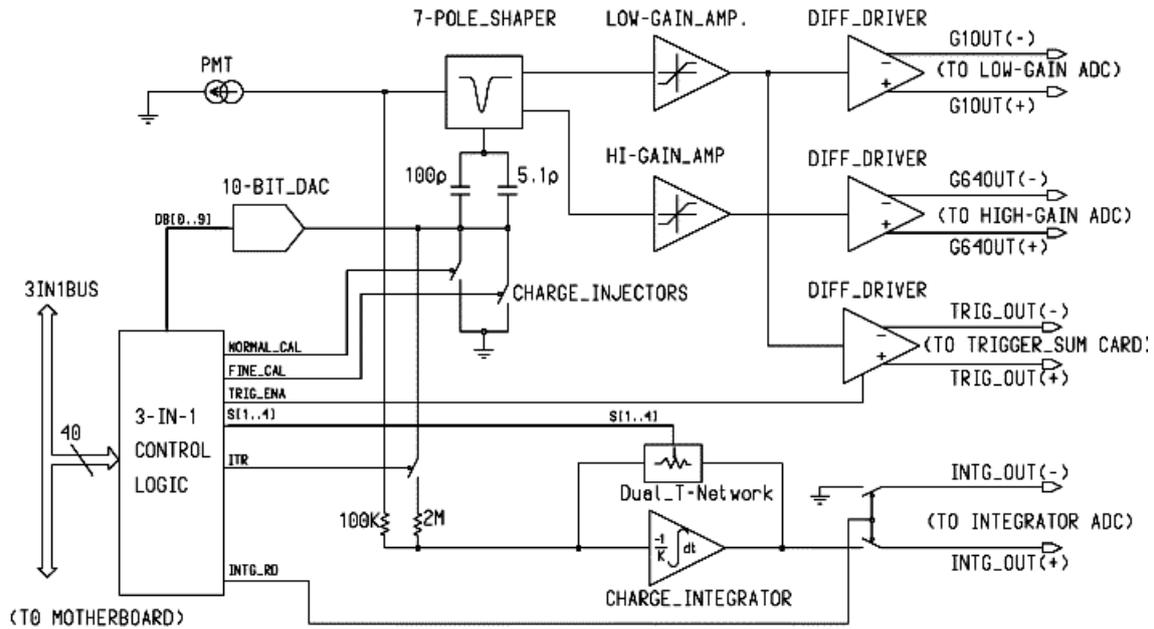


Figura 2.12: Diagrama de blocos da placa *3in1* (extraído de [32]).

do ATLAS [34]. Cada somador recebe os sinais analógicos disponibilizados por até 6 placas *3in1*, o que corresponde a células localizadas no mesmo intervalo de η . O sinal de *trigger*, que corresponde a uma “torre” de células com $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$, é formado pela soma analógica dos sinais de entrada. Ele é posteriormente transmitido junto com sinais provenientes dos demais calorímetros do ATLAS para a área externa da caverna do experimento, através de longos cabos.

Além do sinal da torre, o circuito somador também fornece uma leitura amplificada da leitura de LG das PMTs localizadas nas células da camada D. Esta saída é conhecida como “sinal de múon”. Este sinal é amplificado com um ganho igual a 255 em relação ao sinal de LG. É um sinal unipolar diferencial, com excursão máxima de 4Vpp [34].

Vale notar que as células da camada D possuem baixa atividade hadrônica [35] e, por isso, entende-se que as informações adquiridas nela possam ser utilizadas para mitigar o ruído de fundo na aquisição de múons. Foi esta possibilidade que motivou o presente trabalho de pesquisa.

2.4.3 Sistema de Múons

O Espectrômetro de Múon (MS) compõe a parte externa do ATLAS. Foi projetado para detectar partículas carregadas que passem pela seção dos calorímetros

e para medir o momento delas na pseudo-rapidez $\|\eta\| < 2,7$ [13]. Seus principais objetivos para operação são [36]:

- prover uma medida independente do momento de múons com uma incerteza estimada no momento transverso (p_T) variando de 3% em 100 GeV até cerca de 10% em 1 TeV;
- detectar múons com momentos transversos desde maiores que 3 GeV devido a perda de energia nos calorímetros [13].

O momento de um múon é determinado a partir da medição de sua trajetória curvilínea ao passar pelo campo magnético toroidal. Esta trajetória é sempre perpendicular em relação a principal componente do campo magnético, o que faz o cálculo do momento transverso ser independente de η . O campo magnético é gerado por três toroides, um na região do barril ($\|\eta\| < 1,1$) e dois nas regiões dos “*end-caps*” ($1,1 < \|\eta\| < 2,7$) com campo total entre 2 e 8 Tm [36].

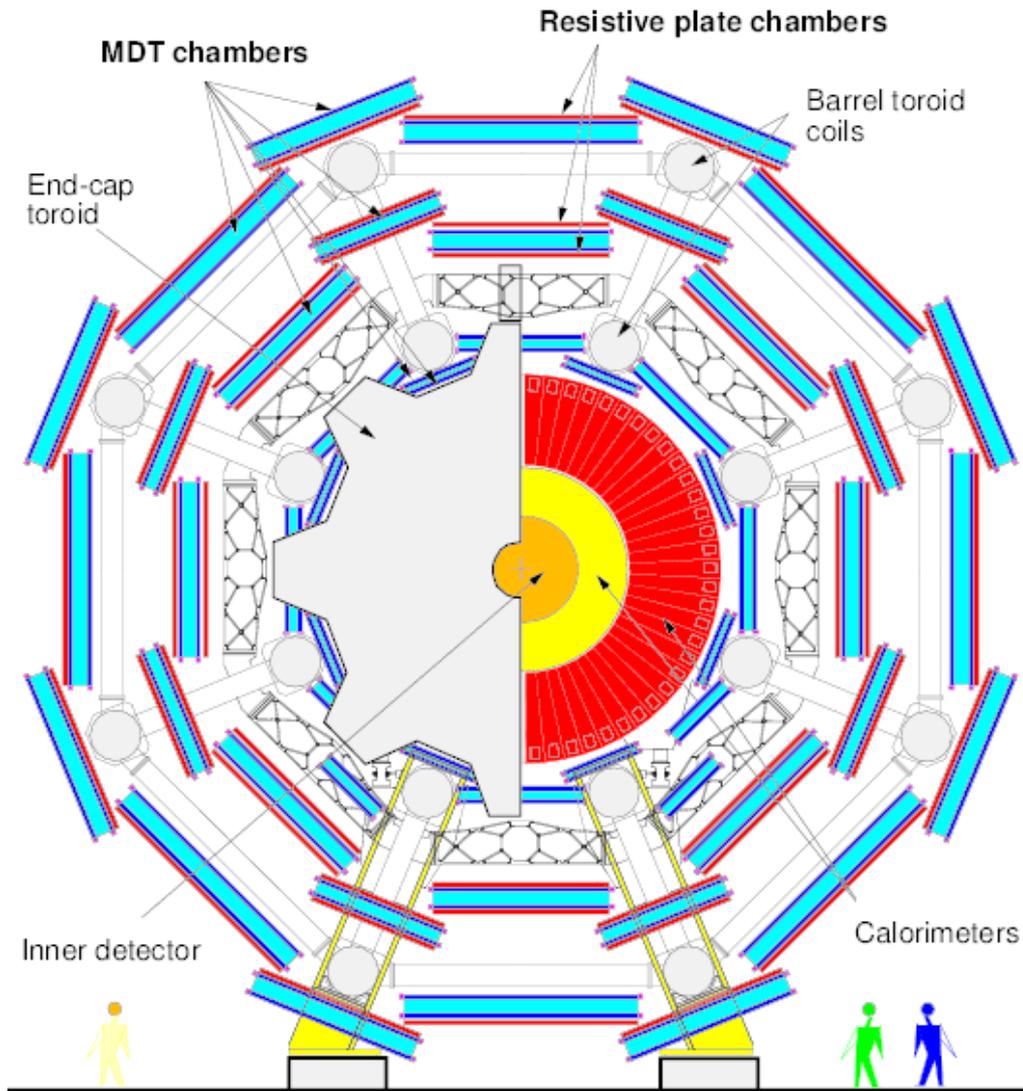
A curvatura do múon é calculada por meio de três estações com câmaras localizadas ao longo de sua trajetória. Cada estação possui uma exatidão de $50 \mu\text{m}$ [37]. A Figura 2.13 apresenta uma visualização esquemática do espectrômetro.

As câmaras são divididas em quatro tecnologias: *Cathode Strip Chambers* (CSC), *Monitored Drift Tubes* (MDT), *Resistive Plate Chambers* (RPC) e *Thin Gap Chambers* (TGC). O RPC e o TGC são utilizados como detectores de múons no primeiro nível de filtragem do ATLAS. Já o MDT e CSC são utilizados para uma medida com alta resolução, porém suas informações só são utilizadas em eventos pré-selecionados. Como o MDT e o RPC encontram-se na parte do barril, são de maior interesse para esse trabalho.

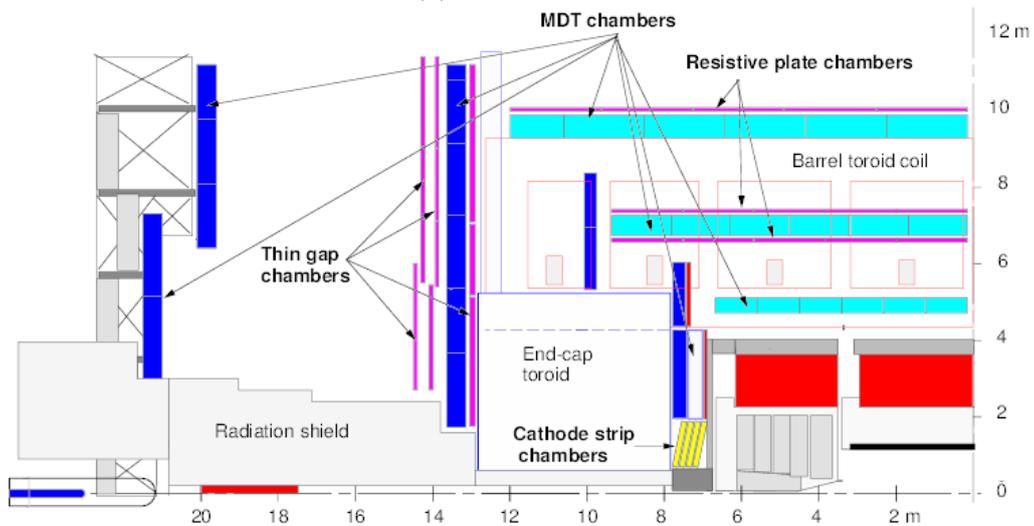
***Monitored Drift Tubes* (MDT)**

As câmaras MDT são responsáveis no barril pelas medições das trajetórias curvilíneas de múons. Elas ocupam uma área de 5.500 m^2 na região de rapidez $\|\eta\| < 2,7$.

O elemento básico de detecção é um tubo cilíndrico de alumínio com 30 mm de diâmetro. Em seu interior há um fio de tungstênio-rênio com $50 \mu\text{m}$ de diâmetro, concêntrico com uma acurácia de $10 \mu\text{m}$, mantido a 3.080 V. O tubo é preenchido



(a) Projeção x-y.



(b) Projeção y-z.

Figura 2.13: Esquemático do espectrômetro de múon (Extraído de [37]).

com um gás não-inflamável composto por argônio (93%) e gás carbônico (7%) [38]. Os elétrons ionizados pela passagem de uma partícula carregada são coletados pelo fio condutor, gerando pulsos de corrente elétrica. Os elétrons que chegam mais rápido ao centro do tubo são exatamente os que se localizam, no início do processo, no ponto onde a distância entre a trajetória da partícula e do fio é mínima. Uma série de outros elétrons se aproximam do fio, gerando picos de corrente por um determinado tempo. Contudo, apenas o primeiro pico é considerado. A Figura 2.14 explica esse processo. As linhas pontilhadas exemplificam o caminho percorrido por diversos elétrons, enquanto a linha contínua indica a passagem de um múon. O gráfico ilustra que o primeiro pico corresponde ao ponto mais próximo em que a partícula passou em relação ao centro do tubo. Como pode-se supor, a eletrônica de aquisição e o sistema de alimentação encontram-se nas extremidades do fio, em oposição entre si [13].

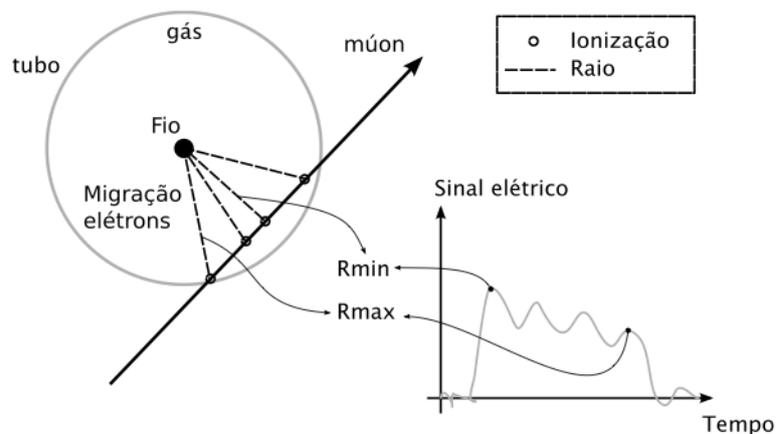


Figura 2.14: Funcionamento de um tubo do MDT para estimar de maneira precisa a trajetória de um múon (adaptado de [37]).

As câmaras de MDT são montadas a partir de seis camadas de tubos dispostos em um chassi, três camadas de cada lado, como pode ser visto na Figura 2.15. Os tubos são alinhados de tal maneira que a espessura do material *multilayer* é em torno de 88 mm. Deste modo, cada câmara registra seis coordenadas para a trajetória de cada partícula. Na Figura 2.13a é possível observar o posicionamento das câmaras em torno do eixo z.

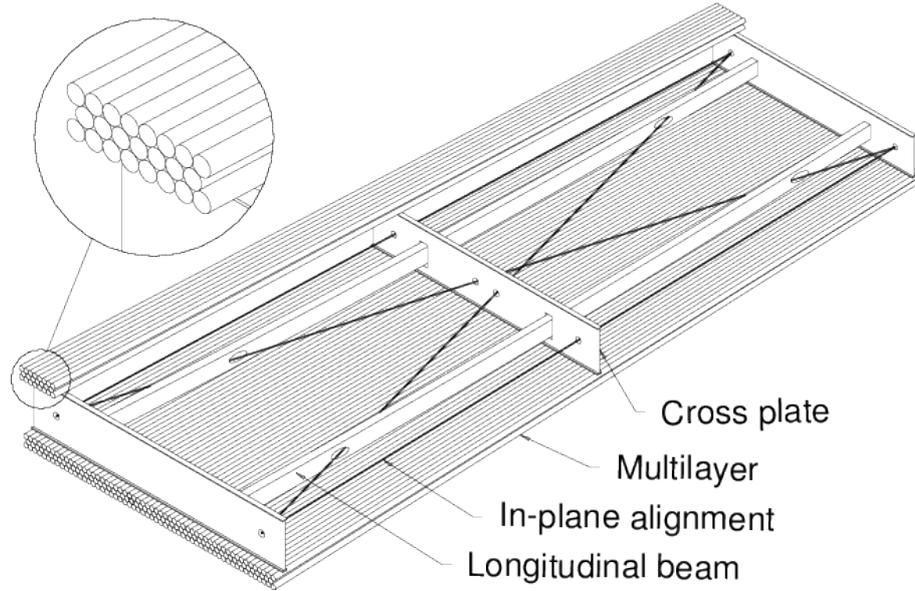


Figura 2.15: Esquemático de uma câmara MDT (retirado de [37]).

Resistive Plate Chambers (RPC)

As câmaras de MDT são relativamente lentas para serem usadas pelo primeiro nível de filtragem do ATLAS. Por isso, na parte central do barril também encontram-se as câmaras RPC. Elas estimam o p_T com baixa resolução, porém com rápida resposta, o que preenche os requisitos do sistema de filtragem [37]. A Figura 2.16 mostra uma seção do detector e a localização dos RPC (coloridos) em relação aos MDTs. A Tabela 2.2 apresenta a segmentação do sistema RPC através da contagem de câmaras e da distância radial de cada RPC.

Cada plano do RPC é um conjunto de duas chapas resistivas feitas de baquelite (resina plástica resistente ao calor). Essas chapas são postas distanciadas uma da outra por 2 mm. O espaço é preenchido por um gás ionizado. O campo elétrico aplicado entre as duas placas é igual $4,9 \text{ kV/mm}$ [13]. Fitas metálicas são dispostas ao longo de η e ϕ , fornecendo a granularidade requerida pelo ATLAS [37, 39].

As partículas que cruzam o detector ionizam o gás do RPC. Elétrons são liberados e atraídos pelo campo elétrico até as extremidades da câmara, onde são coletados pelas fitas metálicas. Os sinais das fitas são adquiridos por uma eletrônica simples que compara com padrões previamente determinados [37]. A distribuição espacial e temporal dos pontos sensibilizados pela passagem de um múon é suficiente para estimar o seu momento transversal [40].

Geometria do RPC

As três camadas do MS estão distribuídas de acordo com a distância do feixe de partículas do ATLAS. A Figura 2.17 mostra a divisão lógica e a numeração dada ao MS. Essas camadas são chamadas de *inner*, *middle* e *outer* localizadas respectivamente a 3,5 m, 5 m e 7 m. O espectrômetro é dividido azimutalmente em 64 setores (chamados setores de *trigger*), pequenos ou grandes.

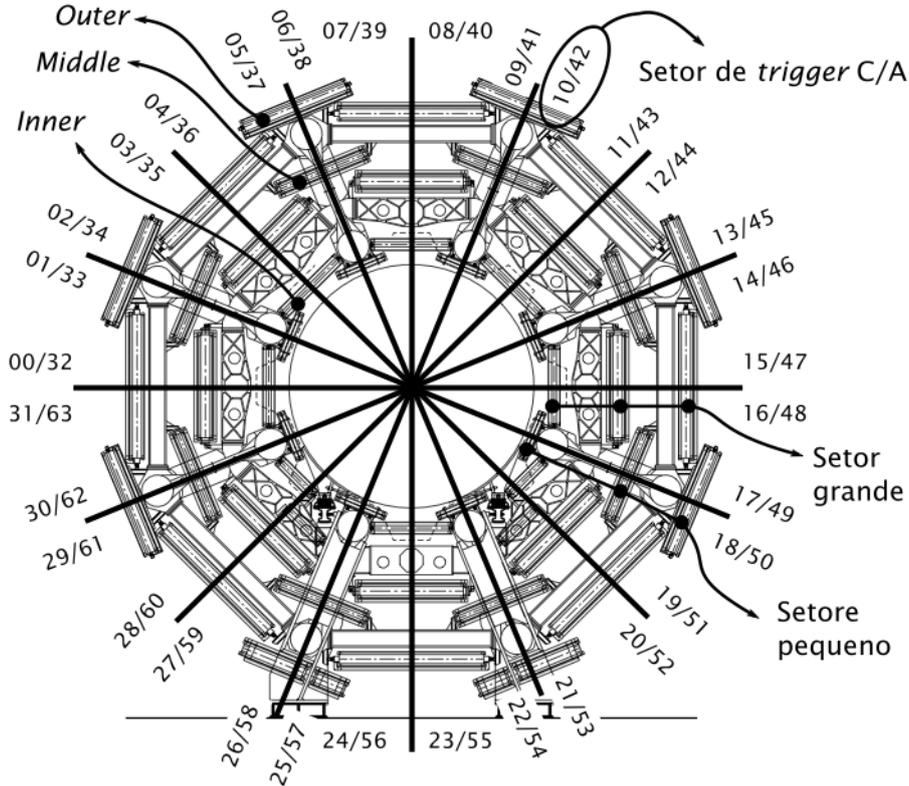


Figura 2.17: Setores de *trigger* do Espectrômetro de Múons

Cada câmara no plano *pivot* define duas regiões de *trigger* em $\eta \times \phi$, chamadas PAD [40], com granularidade $0,2 \times 0,2$. Dentro de uma PAD são definidas regiões de interesse (RoI, do inglês *Regions of Interest*) que ocupam aproximadamente $0,1 \times 0,1$ em $\eta \times \phi$. A Figura 2.18 mostra o mapeamento dos RPC em RoIs. Existem áreas em ϕ onde diferentes setores se sobrepõem. Múons que cruzam essas regiões são registrados por ambas, porém somente uma será considerada pela eletrônica de aquisição, acabando com a ambiguidade [40].

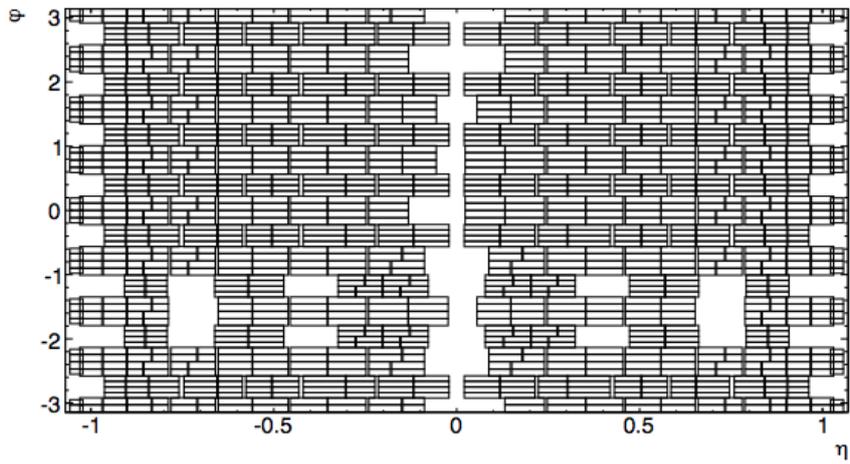


Figura 2.18: Mapa de RoIs para o RPC

Capítulo 3

Sistema de Filtragem do ATLAS

O ATLAS apresenta três níveis de seleção de eventos: Primeiro Nível (L1), Segundo Nível (L2) e o *Event Filter* (EF). O L2 e o EF juntos são chamados de *High Level Trigger* (HLT). O L1 é implantado utilizando placas eletrônicas especialmente projetadas para a tarefa, enquanto o HLT é quase totalmente composto por dispositivos de rede e computadores disponíveis comercialmente [41].

O L1 procura por assinaturas de múons com momento elevado, elétrons/prótons e jatos. Nesta fase, são considerados apenas detectores com granularidade restrita como, o RPC do múon e os subsistemas dos calorímetros eletromagnético e hadrônico [42]. A taxa máxima de aquisição projetada para o L1 é igual a 75 kHz, e pode ser aumentada até 100 kHz após uma atualização do sistema [13]. A decisão de rejeitar ou não um evento deve ser tomada dentro de $2,5 \mu\text{s}$ após a tomada de dados.

O L2 é alimentado pelas RoIs. Essas são as regiões do detector ATLAS onde o L1 identificou possíveis objetos de interesse. O L2 usa as coordenadas, a energia e o tipo de assinatura para limitar a quantidade de dados que será transmitida dos instrumentos de leitura do detector. Nesse momento, a taxa de eventos cai para 3,5 kHz, com um processamento médio de aproximadamente 40 ms [13].

O EF usa análise *offline* de eventos já reconstruídos para reduzir a taxa de armazenagem para cerca de 200 Hz. Os eventos selecionados e gravados serão utilizados em análises subsequentes [43]. A Figura 3.1 representa graficamente o fluxo de informações do sistema de filtragem.

Os algoritmos utilizados no HLT usam a granularidade e precisão máxima para os

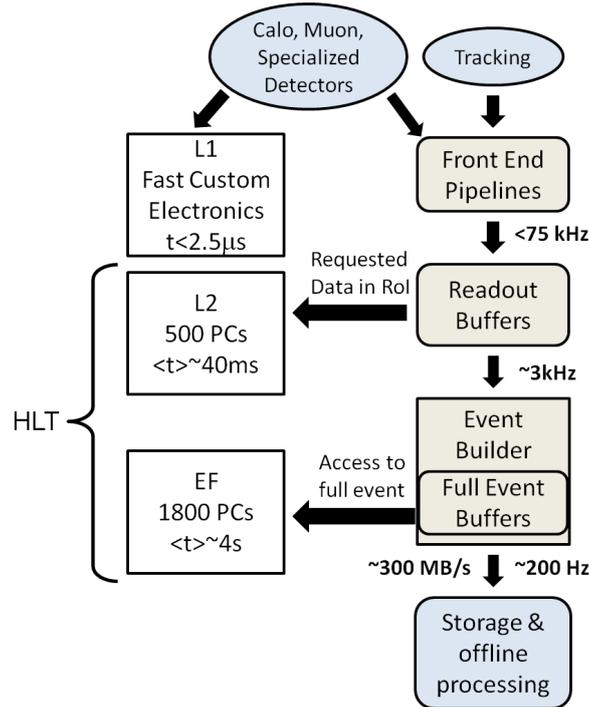


Figura 3.1: Esquemático do sistema de filtragem do ATLAS. Extraído de [41].

dados dos calorímetros e câmaras de múon, além de dados provenientes do detector de traços para refinar a seleção [13]. Quanto mais informações sobre a energia depositada, melhor a determinação de limiares de corte. Já a reconstrução da trajetória na parte mais interna do detector permite a diferenciação de partículas, como, por exemplo, elétrons e prótons.

O sistema de aquisição de dados (DAQ, do inglês *Data Acquisition*) recebe os eventos, na mesma taxa do que no L1, e retêm-os em um *buffer*. Posteriormente, os dados são transmitidos através de uma comunicação ponto-a-ponto [13]. Qualquer informação requerida pelo L2 é transmitida, geralmente relacionadas às RoIs. Os eventos que passarem por todos os critérios de seleção do L2 serão compilados (o chamado *event-building*) e passados pelo DAQ para o EF [13]. Finalmente, os eventos selecionados serão armazenados permanentemente [44].

Para controlar todo tráfego de dados durante a cadeia de seleção, o DAQ ainda fornece a configuração, controle e monitoramento do detector ATLAS durante a tomada de dados [13, 45].

O sistema de controle do detector (DCS, do inglês *Detector Control System*) é o responsável pela supervisão e operação do *hardware* (sistema de gás, fontes de alimentação, sistema de refrigeração, etc.) [46].

3.1 Primeiro Nível de Filtragem

O fluxo de dados do L1 é mostrado na Figura 3.2. Nesse nível, a seleção inicial é realizada baseada na informação dos calorímetros e do espectrômetro de múon.

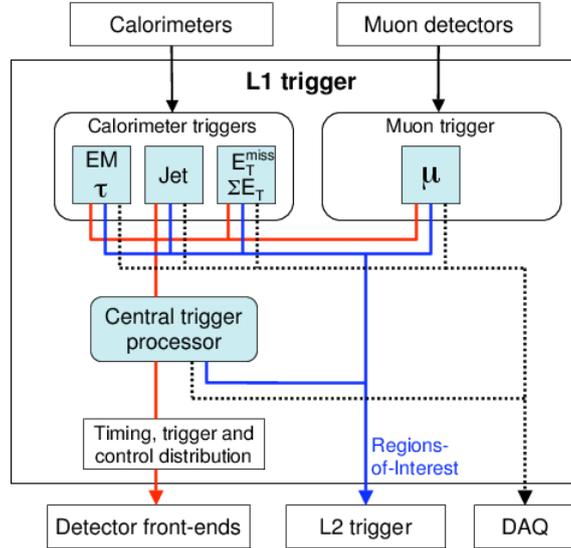


Figura 3.2: Diagrama de blocos do L1. As decisões do L1 são tomadas no CTP (Processador de Filtragem Central), tomando em conta os resultados dos sistemas de calorimetria e de múons. O fluxo para a eletrônica de *front-end*, para o L2 e para o DAQ, são mostradas em vermelho, azul e preto, respectivamente. Retirado de [13].

O L1 de calorimetria (L1Calo) tem como principal objetivo na identificação de partículas como elétrons, fótons, jatos e o τ -léptons¹ que decaíam em hádrons. Eventos com grande energia transversa também são almejados.

O L1 do sistema de múon baseia-se nos sinais das câmaras de trigger: RPCs na região do barril e TGC's no *end-caps*. A seleção ocorre através de padrões consistentes com múons com alto momento transverso originados na região de interação. Sua lógica disponibiliza 6 limiares para p_T independentes [13]. A informação que o L1 disponibiliza é a quantidade de múons que atingiram cada limiar. É importante ressaltar que nunca um múon é contado em dois limiares diferentes [13].

As decisões tomadas pelo L1 são feitas no Processador de Filtragem Central (CTP, do inglês *Central Trigger Processor*), que combina as informações de todos os tipos de objetos. Dependendo das características extraídas, o evento é classificado em até 256 itens separados. A Tabela 3.1 apresenta um resumo dos objetos

¹O τ -lépton, ou simplesmente tau, é uma partícula elementar similar ao elétron, com carga elétrica negativa e spin de $\frac{1}{2}$ [47].

disponíveis para L1, os limiares de seleção e suas respectivas frequências obtidas em 2012.

	Objeto de interesse	Limiar de seleção (GeV)	Frequência (kHz)
Léptons simples	Múon $p_T > 25$ GeV	15	8
	Elétron $p_T > 25$ GeV	18	17
Léptons duplos	2 Múons $p_T > 15$ GeV	2x10	1
	2 Múons $p_T > 20, 10$ GeV	15	8
	2 Elétrons $p_T > 15$ GeV	2x10	6
	2 Taus $p_T > 45$ GeV	15, 11	12
Fótons duplos	2 Fótons $p_T > 25$ GeV	2x10	6
	2 Fótons <i>loose</i> $p_T > 40, 30$ GeV	12, 16	6
Outros			~ 6
Total			~ 75

Tabela 3.1: Taxa de eventos para os objetos de interesse no L1. Retirado de [48].

Neste ponto, apenas o número de ocorrências de objetos selecionados é levado em consideração (ou *flags* indicando quais limiares foram alcançados). As informações sobre a localização geométrica de um objeto é retida nos processadores de *trigger* dos sistemas de calorimetria e de múons. Assim que o evento for aceito no L1, essas informações serão mandadas como RoIs para o L2, onde serão usadas no processo de seleção.

Uma função fundamental do L1 é identificar o *bunch-crossing* de interesse. O *bunch-crossing*, ou simplesmente BC, é o termo atribuído à injeção de pacotes de prótons no acelerador ocorrida a cada 25 ns. Este curto espaço de tempo torna a tarefa um desafio. No caso do *trigger* do múon, o tamanho do detector implica em um tempo de percurso maior que o intervalo entre as injeções de pacote. Já os sinais de calorimetria duram tipicamente quatro vezes mais que o *bunch-crossing* [13].

Enquanto a decisão do *trigger* é realizada, as informações de todos os canais do ATLAS estão armazenadas em memória. Essas memórias estão localizadas na eletrônica de *front-end* e frequentemente está submetida a altos níveis de radiação, onde o acesso é muito difícil [13]. É desejável que o *pipeline* de memória seja o menor possível. O projeto da eletrônica de *front-end* requer que essa latência seja de no máximo 2,5 μ s. Cerca de 1 μ s desse tempo é deixado para propagação dos dados no cabeamento.

Primeiro Nível de Filtragem da Calorimetria

As 7.000 saídas analógicas dos calorímetros eletromagnético e hadrônico são tratadas pelo *L1Calo*. A Figura 3.3 apresenta sua arquitetura. Este é um sistema digital localizado na parte externa do ATLAS constituído por 3 subsistemas:

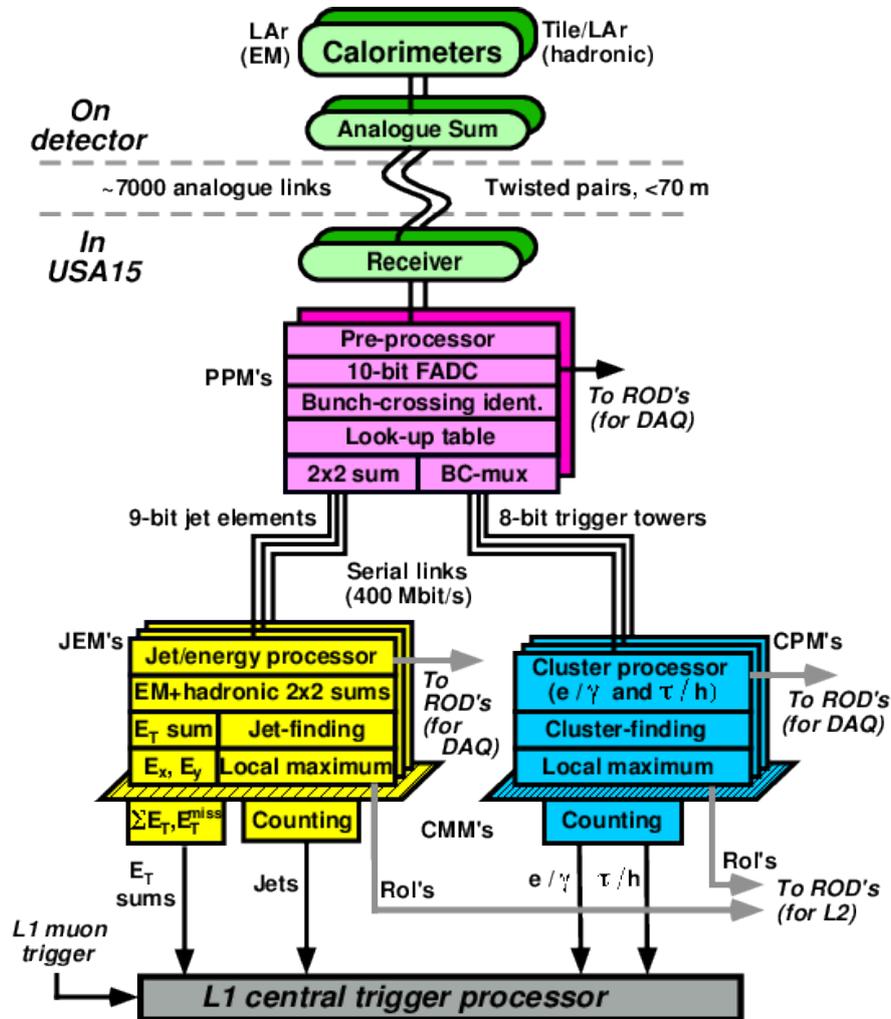


Figura 3.3: Esquemático da arquitetura do *L1Calo* (Extraído de [13]).

Módulo de pré-processamento Responsável por digitalizar os sinais analógicos recebidos e utiliza um filtro que os associa com o *bunch-crossing* específico. Utiliza ainda uma tabela de referência para fornecer os valores de energia transversa que serão usados nos algoritmos subsequentes.

Processadores de clusters (CP) Responsável por identificar candidatos a elétrons/prótons e τ -léptons através de limiares relacionados a deposição de energia.

Processadores de Jatos e Energia (JEM) Recebe elementos de interesse e os usa para identificar jatos e calcular a energia transversa total.

A descrição completa de cada um dos blocos e da eletrônica responsável por essa etapa da filtragem de eventos pode ser encontrada em [49].

3.2 Sistema de Filtragem de Alto Nível

O sistema de filtragem de alto nível do ATLAS (*High Level Trigger* - HLT) é composto pelo L2 e EF, ambos implementados em *software* com linguagem de programação de alto nível. A Figura 3.4 apresenta os detalhes desta parte do sistema de filtragem. O HLT está dividido em duas partes: a aquisição e controle de dados e o processamento dos eventos produzidos pelo ATLAS. Estas duas partes, juntas, são referidas como TDAQ (*Trigger and Data Acquisition*) [21, 50].

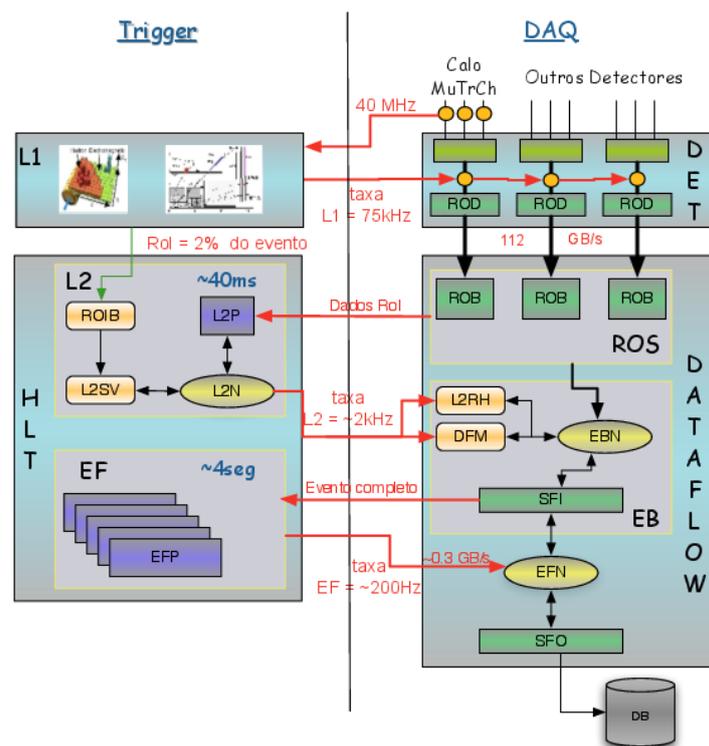


Figura 3.4: Diagrama em blocos do sistema de filtragem de alto nível (Retirado de [51]).

Após a filtragem do L1, os eventos aprovados ficam disponíveis na forma de fragmentos nos sistemas de leitura (*Read-Out Systems* - ROS). Além disso, a informação a respeito das RoIs etiquetadas pelo L1 é enviada para o construtor de

RoI (*RoI Builder* - RoIB). Este agrupa os fragmentos de informação gerados pelos diferentes detectores do ATLAS e transmite o registro gerado por este agrupamento para um supervisor do segundo nível (*L2 Supervisor* - *L2SV*), que ficará responsável por atribuir a RoI recebida a uma unidade de processamento do segundo nível (*L2 Processing Unit* - L2PU). A L2PU então valida a etiqueta do L1, usando a plena granularidade dos detectores, e retorna o resultado para o L2SV. Este envia o resultado para o gerenciador de fluxo de dados (*Dataflow Manager* - *DFM*), para que o evento seja apagado em caso de rejeição, ou propagado para o filtro de eventos, caso seja aprovado. O DFM seleciona um dos processadores SFI (*Sub-Farm Input*) para que o mesmo solicite aos ROS toda a informação disponível do evento em questão. Uma vez a informação disponível, o SFI seleciona um dos processadores do filtro de eventos (*EF Processor* - *EFP*), para que o mesmo realize análises detalhadas, usando toda a informação disponível para cada evento, gerando, assim, a decisão final do sistema de filtragem. Os eventos finalmente aprovados são enviados aos processadores SFO (*Sub-Farm Output*) para que possam ser armazenados em mídia permanente, permitindo posterior análise *offline* [52].

Todo o segundo nível de filtragem foi desenvolvido utilizando, o máximo possível, tecnologias padronizadas (comerciais) [53], visando fácil reposição de material e implementação simplificada. Todos os processadores são de uso geral (tipo PC) e praticamente todas as comunicações entre estes dispositivos são feitas através de *switchs* Gigabit Ethernet, devido à velocidade, confiabilidade e padronização do protocolo. Todas as aplicações também estão desenvolvidas utilizando técnicas de orientação a objetos e implementadas em C++ [54].

3.3 Seleção de Múons

Múons detectados pelo RPC, no L1, alimentam os algoritmos do HLT (High-Level Trigger). Além de utilizar informação com granularidade fina, estes algoritmos tem acesso à informação de trajetória do ID (*Inner Detector*) e da energia perdida pelo múon nos calorímetros. Com isso, não só o momento transversal do múon 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 detector.

3.3.1 Seleção no L1

O primeiro nível de filtragem para múons, conhecido como *L1Muon*, busca pela combinação de cruzamentos entre partículas e as diferentes câmaras do espectrômetro, afim de identificar múons em 6 patamares de momento transversal (p_T) distintos.

Ao detectar o cruzamento de um múon na primeira estação, o sistema projeta janelas de visualização nas outras camadas. Estas janelas foram pré-calculadas usando simulações de Monte Carlo. Cada combinação de pontos de cruzamento indica o p_T da partícula [55]. Aproximadamente 15 kHz dos 75 kHz da banda de seleção do nível 1 de filtragem são reservados para eventos de múons. A Figura 3.5 mostra dois exemplos de múons passando pelo espectrômetro. Nela está representada uma seção transversal do detector ATLAS e a representação de duas janelas de visualização projetadas pelo sistema de filtragem: uma para um múon de baixo p_T e outra para o de alto p_T .

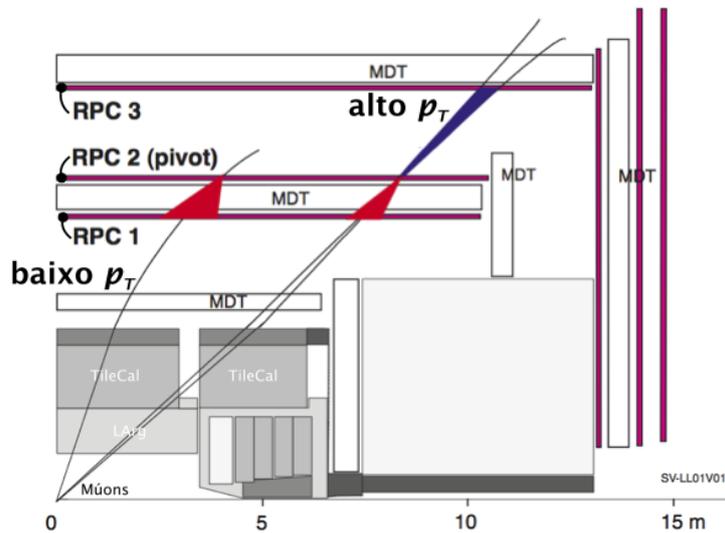


Figura 3.5: Seção transversal do detector ATLAS, mostrando exemplos de duas partículas cruzando as câmaras do espectrômetro e as respectivas projeções do *L1Muon* (Adaptado de [55]).

O *L1MUON* é configurado para encontrar os seguintes patamares de seleção [55]:

MU0 Aceita múons com qualquer valor de p_T . Basta a partícula cruzar duas

estações do mesmo setor do espectrômetro. Esse patamar foi substituído pelo MU4 a partir da metade de 2011.

MU4 Seleciona múons que cruzam duas estações de coincidência do mesmo setor com p_T aproximadamente igual a 4 GeV.

MU6 Seleciona múons com p_T acima de aproximadamente 6 GeV. Requer que pelo menos duas estações do RPC sejam atingidas ou as três coincidências no TGC.

MU10 Seleciona múons com p_T acima de aproximadamente 10 GeV. Possui as mesmas regras de coincidência do MU6, porém projeta janelas menores.

MU11 Seleciona múons com p_T acima de aproximadamente 11 GeV. Exige três coincidências em todas as regiões (RPC ou TGC) do sistema. Não existe resolução suficiente de energia para diferenciar os patamares MU11 e MU10.

MU15 Seleciona múons com p_T acima de aproximadamente 15 GeV. Exige a passagem do múon nas três estações.

MU20 Seleciona múons com p_T acima de aproximadamente 20 GeV. Possui as mesmas regras de coincidência do MU15, porém projeta janelas menores.

Algumas regiões do detector não são cobertas pelo RPC devido a questões geométricas [37]. Nessas regiões, o múon não pode ser classificado como MU11, MU15 ou MU20, mesmo que o valor de p_T o qualifique para tal patamar. Adicionalmente, cerca de 1% das placas RPC pararam de funcionar devido à problemas no sistema de alimentação [3], aumentando assim o número de regiões sem cobertura. Nesses casos, os eventos são marcados como MU10.

A partir de 2011, observou-se um aumento na taxa de múons marcados com MU10. Isso deve-se a instalação de uma blindagem adicional entre a região dos barris e os *end-caps*.

3.3.2 Seleção no HLT

A seleção de múons no L2 utiliza informações com granularidade plena para as RoIs passadas pelo L1, melhorando a estimativa da posição e do momento transversal através de algoritmos otimizados para uma rápida seleção e uma eficiente rejeição

de ruído de fundo [56]. Ao invés de utilizar a informação proveniente do RPC, esses algoritmos processam dados adquiridos pelas câmaras de precisão (MDT no caso da região do barril). Os algoritmos do EF também tem acesso à resolução pena do detector [57].

A Figura 3.6 apresenta o fluxo de dados entre os diversos algoritmos de seleção de múons do L1, L2 e EF. Os tempos totais e banda de frequência são do experimento ATLAS como um todo.

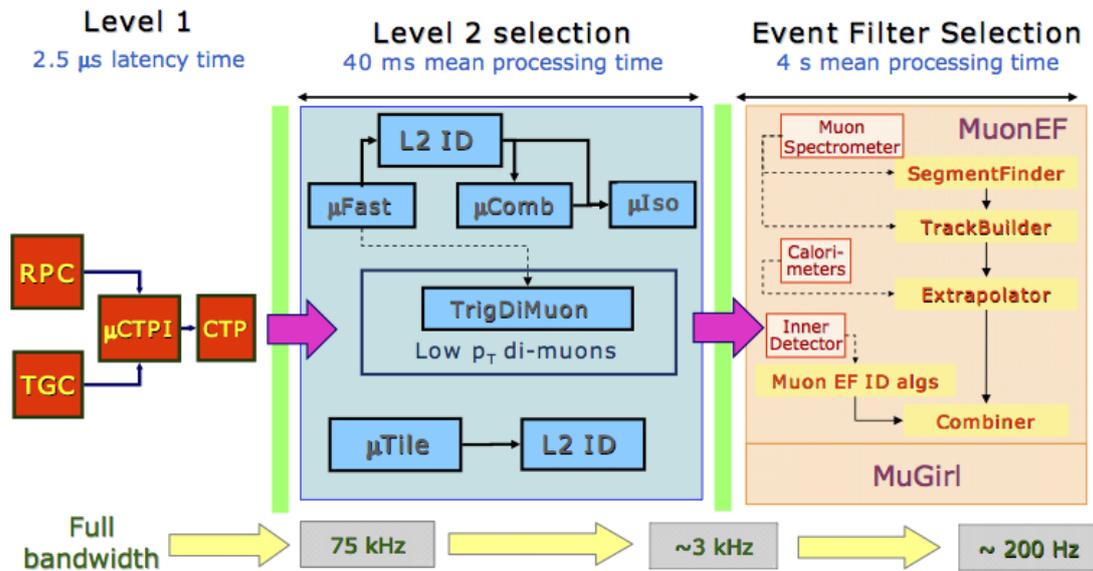


Figura 3.6: Fluxo de dados entre os algoritmos do filtro de seleção para múons do ATLAS (Retirado de [56]).

Algoritmos do L2 para Selecionar Múons

O primeiro algoritmo do L2, o *muFast* [58], visa confirmar ou descartar candidatos a múons escolhidos no L1. Através dele, são selecionados tubos do MDT próximos a trajetória projetada pelo L1. Em cada estação, um ajuste linear é realizado para obter a interseção entre a passagem do múon e a própria estação, melhorando a reconstrução do trajeto percorrido pela partícula [59].

O algoritmo *muComb* combina as informações provenientes do ID com a trajetória do múon dentro do MS [56]. Desta maneira, é possível extrapolar as trajetórias reconstruídas pelo ID até o MS e rejeitar múons provenientes de decaimentos de píons e káons, assim como falsos alarmes e raios-cósmicos [60].

O terceiro algoritmo se baseia na informação extraída pelo *muComb* para refinar ainda mais a reconstrução do múon. Esse algoritmo, *muIso*, é utilizado para distinguir um múon isolado e um 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 [56].

O *muTile* foi implementado para aumentar a eficiência em múons com momento transversal baixo. Para tal, ele baseia-se na energia depositada na última camada do TileCal (célula D). Se a energia verificada for compatível com a de um múon, então as demais células daquela torre são analisadas. Se o valor de todas as células satisfizer os cortes energéticos do algoritmo, considera-se que a torre foi cruzada por um múon [61].

Algoritmos do EF para Selecionar Múons

Dois algoritmos fazem parte do filtro de eventos de múons: o *TrigMuonEF* e o *TrigMuGirl*. Ambos são baseados nas ferramentas *offline* de reconstrução de múons [43]. Os algoritmos para detecção de múons do filtro de eventos seguem as mesmas estratégias dos algoritmos do L2, contudo por possuir maior tempo de latência, 4 s contra 40 ms do L2, pode acessar mais informações e obter resultados mais apurados. Assim, a principal tarefa deles é confirmar os candidatos de múons validados pelo L2 [56].

Capítulo 4

Identificação de múons

Este capítulo descreve a elaboração de um modelo capaz de discriminar partículas de múons com momento transverso elevado. O intuito é recuperar aquelas que foram erroneamente classificadas no primeiro nível de filtragem como de baixa energia, por falharem o cruzamento das três camadas do RPC.

A Seção 4.1 apresenta os conjuntos de dados formados para a realização das análises, enquanto que a Seção 4.2 mostra os índices de desempenho utilizados para avaliar os resultados obtidos. A Seção 4.3 apresenta a metodologia utilizada.

4.1 Bases de Dados

Os dados utilizados para realização das análises deste trabalho foram obtidos em colisões observadas no ATLAS, em 2011, cuja energia total foi igual a 7 GeV e luminosidade máxima igual a $10^{29} \text{cm}^2 \text{s}^{-1}$.

Foram consideradas as informações relativas a geometria da célula D do TileCal (ϕ e η) e do MS (ϕ e η) para um evento de múon. A energia (E_D) depositada pela passagem da partícula na célula do calorímetro também foi levada em consideração. Como explicado anteriormente, estas informações estão presentes no L1, porém, sem grande acurácia. Contudo, na elaboração dos modelos apresentados no decorrer desse capítulo, foram utilizados os valores calculados na etapa *offline* da reconstrução de eventos. Desta maneira, garante-se a acurácia nos dados utilizados.

Algumas considerações são importantes sobre a natureza dos dados utilizados:

- O RPC cobre somente a região de $\eta < 1,05$. Assim, regiões do TileCal com

pseudo-rapidez acima de 1 não são utilizadas no seu *trigger* de múon. Deste modo, apenas as células D0, D1, D2 e D3 foram utilizadas nesta pesquisa (ver Figura 2.10).

- Ao longo deste trabalho de pesquisa, foi utilizado o casamento entre a geometria do TileCal e do RPC. Contudo, devido à diferença de granularidade entre as células D e as RoI do RPC, e também à curvatura em η na trajetória do múon, o mapeamento entre célula D e RoI torna-se complexo. Uma simplificação possível é mapear cada célula D em um setor de *trigger* do RPC. Esse mapeamento é independente à variação de pseudo-rapidez, já que somente a posição da célula em ϕ é levado em consideração.

A Figura 4.1 mostra um gráfico relacionando a eficiência de classificação do *L1Muon* ao momento transverso do múon. O valor de p_T calculado de maneira *offline* (eixo x) é usado para validar a escolha do sistema *online*. O cálculo realizado pelos algoritmos *offline* utiliza informações do sistema MDT, como foi explicado no Capítulo 3.

Pode-se observar que, como regra geral, a classificação obedece os patamares preestabelecidos, ou seja, a distribuição de p_T possui um pico em torno do ponto de corte (por exemplo, 6 GeV para MU6) e final da calda antes do corte do patamar seguinte. A única exceção é exatamente os eventos marcados como MU10, cuja distribuição se prolonga até valores bastante elevados. Esse fato pode ser explicado pelas áreas descobertas pelo terceiro plano RPC, por falhas no sistema de alimentação do MS ou mesmo por múons que, mesmo com momento transverso elevado, não conseguiram vencer o campo magnético toroidal.

Esse trabalho visa recuperar esses múons que foram classificados de maneira equivocada. Para tal, foram projetados dois classificadores com objetivo distintos com bases próprias:

1. Classificador capaz de identificar se partículas marcadas como MU10 são realmente limitadas pelo patamar inferior de 10 GeV. Para esta análise, foram utilizados dados do *run* 191715. São eventos datados de outubro de 2011. A configuração do detector previa a aquisição de múons independentes (eventos do tipo *single muon* ou simplesmente *sglmuon*). Eventos com $p_T > 10$ GeV

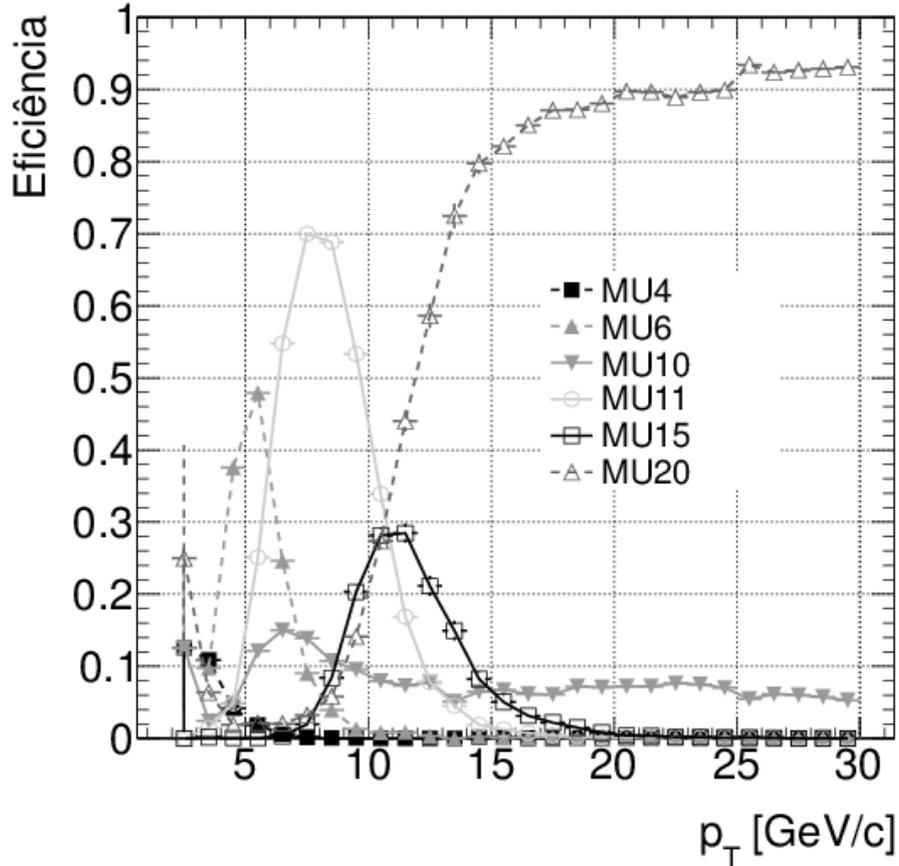


Figura 4.1: Eficiência de classificação do *L1Muon* para eventos ocorridos no *run* 191715.

(totalizando 3518) são estudados enquanto os restantes (365) são considerados falsos-alarmes.

2. A etapa de *offline* classifica múons através de três critérios que variam de acordo com a acurácia desejada: *tight*, *medium* e *loose*. O classificador projetado usou como alvo eventos aprovados pelo critério *tight*. Eventos qualificados apenas no critério *loose* foram considerados falsos-alarmes. Neste projeto, foram utilizados dados de todos o ano de 2011 que foram configurados como *minbias*. Nesta configuração, múons não são o principal objetivo, sendo, assim, ruído de fundo do experimento. Usou-se essa configuração com intuito de isolar os efeitos do L1 em relação ao classificador. Foram 2.252 eventos alvo contra 430 indesejados.

A Tabela 4.1 resume o número de eventos e a configuração utilizada.

	Classe	Não-Classe	Configuração
1	3.518	365	<i>sglmuon</i>
2	2.252	430	<i>minbias</i>

Tabela 4.1: Resumo dos eventos MU10 considerados.

4.2 Parâmetros de Avaliação do Desempenho

A avaliação de eficiência dos algoritmos propostos nesse trabalho é realizada através da utilização da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) [62] e pelo índice SP [63].

A curva ROC mostra como as probabilidades de detecção e falso alarme variam com o patamar de decisão. A eficiência de um classificador pode ser estimada a partir da área sob a curva ROC. Quanto maior a área, mais eficiente é o discriminador [63].

O índice SP é definido por [64]:

$$SP = \sqrt{\sqrt{P_c P_{nc}} \left(\frac{P_c + P_{nc}}{2} \right)} \quad (4.1)$$

onde P_c é a probabilidade de detecção da classe desejada e P_{nc} é a probabilidade de não obter um falso alarme.

O SP é o parâmetro para escolher o patamar de decisão ótimo para um classificador [63]. Variando-se o patamar de decisão em toda sua faixa de excursão, calculam-se os valores do SP correspondentes. O SP máximo indica um patamar que apresenta alta eficiência para as duas classes.

4.3 Metodologia

Esta seção apresenta a metodologia utilizada na tentativa de alcançar os objetivos traçados anteriormente. Três abordagens foram realizadas: estudo da deposição de energia de uma partícula passante na célula D do TileCal; utilizar a geometria do detector ATLAS como fator classificatório; projeto de discriminadores neurais utilizando os parâmetros disponíveis no L1, confirmados pela reconstrução *offline* de múons.

Deposição de Energia

Nesta abordagem, o histograma de distribuição da energia depositada pela passagem de múons na camada externa do calorímetro hadrônico foi comparado com o conjunto de falsos alarmes de cada um dos grupos descritos na Seção 4.1.

Sabe-se que o ruído de fundo captado pelas células D possui média igual à 150 MeV e que a relação sinal-ruído é relativamente baixa, o que dificulta a utilização de patamares de energia [35]. Porém, há a possibilidade de definir um patamar, acima do nível de ruído, capaz de aumentar a eficiência de detecção, sem comprometer a taxa de eventos estabelecida para o L1, ou seja, sem aumentar substancialmente a quantidade de falsos alarmes.

Casamento de Geometria

Outra possibilidade é a utilização da geometria do calorímetro hadrônico e do RPC. Como explicado, múons são elementos pesados e, portanto, sofrem pouca ação dos campo magnéticos que atuam no ATLAS. Contudo, múons menos energéticos tendem a ser desviados de modo mais acentuado. Ao dividir o ATLAS em setores azimutais (setores de *trigger*), em torno do ponto de interação, é possível identificar quais partículas possuem trajetórias mais oblíquas.

O RPC é dividido logicamente em ROI, que são agrupadas em setores de trigger. A informação de cada um desses setores, por sua vez, é controlada por uma Sector Logic (SL). Não há, porém, uma relação direta entre as células D do calorímetro e uma RoI, devido a diferença de granularidade. Entretanto, um casamento entre o módulo do TileCal e o setor de trigger correspondente é viável. Deste modo, todas as células D do detector são mapeadas nos setores de *trigger* do MS, de acordo com as suas posições em ϕ .

Nesta abordagem só são considerados como múons de interesse aqueles que cruzam um setor de *trigger*, quando combinadas com as informações geométricas da célula D.

Discriminador Neural

As redes neurais artificiais (RNA) [65, 66] são modelos matemáticos inspirados em algumas características do cérebro humano, sendo capazes de adquirir conhecimento e generalizar. Devido ao poder computacional, obtido de sua estrutura paralelamente distribuída e suas habilidades, as RNA são usadas em diversas aplicações: reconhecimento de padrões [67], controle e identificação de sistemas [68], processamento de sinais [69], aproximação de funções [70].

Uma diferença fundamental entre os classificadores neurais e os métodos clássicos é que, nestes últimos, é necessário formular um modelo matemático a partir dos sinais. Na abordagem neural, o classificador trabalha diretamente no conjunto de dados, ficando o modelo matemático implícito nos valores dos pesos sinápticos obtidos após o treinamento [63].

As redes de múltiplas camadas *feed-forward* são compostas a partir da formação sequencial de duas ou mais camadas de neurônios. A rede é composta por três camadas: a entrada, a camada oculta e a saída. A camada oculta é responsável por extrair características estatísticas de ordem elevada. Neste trabalho foram utilizados sete neurônios na entrada e apenas um na saída. A quantidade de neurônios da camada intermediária foi determinada mediante estudo apresentado nas seções seguintes. A saída da rede foi projetada para resultar -1 para eventos não desejados e 1 para detecção. A Figura 4.2 apresenta o modelo genérico de redes utilizada neste trabalho.

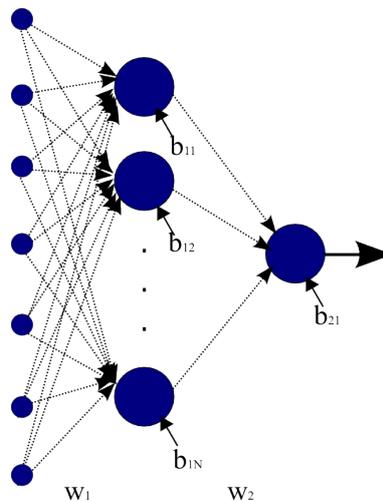


Figura 4.2: Modelo de redes neurais utilizadas para discriminar os sinais de múons.

As seguintes etapas foram realizadas para o projeto do discriminador neural.

Robustez à Extrapolação em ϕ (ϕ *Wrap-Around*)

As variáveis ϕ_D e ϕ_{RoIRPC} têm característica circular e estão definidas no intervalo fechado $(-\pi, +\pi)$. É possível ocorrerem eventos onde, por exemplo, ϕ_D encontra-se próxima ao plano $\phi = -\pi$ e a variável ϕ_{RoIRPC} esteja localizada no extremo oposto. Para evitar esta distorção e manter a característica das variáveis em questão, as seguintes transformações foram aplicadas:

$$p^1 = \sin(\phi) \tag{4.2}$$

$$p^2 = \cos(\phi) \tag{4.3}$$

Deste modo, as variáveis p_D^1 , p_{RoIRPC}^1 , p_D^2 , p_{RoIRPC}^2 passam a ser utilizadas no treinamento, validação e operação das redes neurais.

Pré-processamento

Para normalização a entrada e alvos da rede foram utilizadas a média e o desvio padrão do conjunto de treino. Desta maneira, objetiva-se retirar a componente média da amostra e deixar o desvio padrão unitário. Após o treinamento da rede, os valores usados nesta normalização passam a fazer parte da rede, tanto quanto as sinapses, devendo ser aplicados posteriormente no conjunto de teste e validação.

Especificação da Topologia

Para decidir a quantidade de neurônios presentes na camada oculta, optou-se por realizar uma série de treinos para 30 arquiteturas diferentes. Cada neurônio, em todas as arquiteturas utilizadas, empregou a tangente hiperbólica como função de ativação. A topologia que apresenta o maior valor médio para o índice SP, considerando todas as rodadas utilizadas, foi considerada a melhor rede.

Treinamento

Os conjuntos utilizados foram separados de tal forma que 70% dos eventos de cada classe foram empregados para o desenvolvimento do pré-processamento e treinamento. Mais 20% foram separados para a análise do critério de parada das redes empregadas. O restante serve para a validação pós-treino. Esse procedimento será explicado mais adiante.

Os pesos foram inicializados utilizando valores aleatórios entre -0,2 e 0,2. O treinamento utilizado foi o algoritmo *Resilient Backpropagation* [71]. Ao final do treinamento, a rede neural guardou as sinapses que proporcionaram o menor valor de MSE, de acordo com o critério *Save the Best*.

A Tabela 4.2 apresenta os valores utilizados para cada parâmetro de treinamento.

Parâmetro	Valor
Figura de mérito	MSE mínimo
Número máximo de épocas	200.000
Gradiente mínimo	$1e - 10$
Taxa de aprendizagem	0.01
Mudança máxima de peso sinápticos	50%
Número máximo de falhas	1000
Número de inicializações	20

Tabela 4.2: Valores utilizados para cada parâmetro do treinamento neural.

Análise da Flutuação Estatística

Para que a flutuação estatística inerente aos dados empregados possa ser levada em consideração na comparação dos resultados, todos os discriminadores desenvolvidos foram analisados através da validação cruzada [66]. Aqui, a validação foi realizada respeitando as seguintes etapas.

1. Divide-se todo o conjunto em *clusters* utilizando o algoritmo de *K-Means* [72]. O número de agrupamentos é definido pelo índice de Davies–Bouldin [73].
2. Distribuem-se os *clusters* igualmente entre 10 blocos. Desta maneira, espera-se que cada bloco possua características estatísticas similares entre si. Além disso, cada bloco constitui uma representação em menor escala do conjunto todo.

3. Sete blocos são separados para o conjunto, dois blocos para validação e um para teste.
4. O discriminador neural é treinado.
5. Os resultados obtidos são armazenados.
6. Os últimos três passos são então repetidos nove vezes variando a seleção de blocos, e nunca repetindo aquele já selecionado para o conjunto de teste em um treinamento anterior para a mesma função.

Capítulo 5

Resultados e Discussão

Neste capítulo, são apresentados os resultados obtidos ao aplicar a metodologia indicada no capítulo anterior. Os dados utilizados foram obtidos em colisões observadas no ATLAS, em 2011, cuja energia total foi igual a 7 GeV.

Foram utilizadas as informações relativas à geometria da célula D do TileCal (ϕ e η) e do MS (ϕ e η) para um evento de múon. A energia (E_D) depositada pela passagem da partícula na célula do calorímetro também foi levada em consideração.

Foram projetados dois classificadores com objetivos distintos com bases próprias. O primeiro é capaz de identificar se partículas marcadas como MU10 são realmente limitadas pelo patamar inferior de 10 GeV. Para esta análise, foram utilizados dados do *run* 191715. O segundo usou como alvo eventos aprovados pelo critério *tight*. Eventos qualificados apenas no critério *loose* foram considerados falsos-alarmes. Aqui, foram utilizados dados de todos os *runs* de 2011 que foram configurados como *minbias*.

5.1 Discriminação de múons de alto p_T e baixo p_T

Existe uma região de confusão entre múons de alto e de baixo momento transversal, em torno de 10 GeV. Essa característica faz com que uma parte dos múons de alto momento transversal sejam sempre identificados pelo patamar MU10, sensível aos múons de baixo p_T . Assim, esse patamar opera com um elevado *prescale*, o que diminui a quantidade de múons de alto momento transversal observados.

Nesta etapa, procurou-se verificar se a célula D serviria como substituta da ca-

mada do RPC faltante. Uma terceira etapa de coincidência deixa a aquisição menos sensível a múons de baixo p_T , aumentando a probabilidade de detectar múons de alta energia corretamente.

Deposição de Energia

O histograma da distribuição de energia depositada pela passagem de múons de alto p_T na célula D foi comparado com o conjunto de múons de baixo p_T . Todos foram classificados no *online* como MU10, e seus respectivos momentos foram estimados pelo *offline*. Na Figura 5.1, pode-se verificar que as duas distribuições são muito similares, o que dificulta a determinação de um patamar que possa ser aplicado aos sinais e atue como um discriminador. Outro detalhe visível é a distância das duas distribuições em relação ao ruído eletrônico (ou *pedestal*).

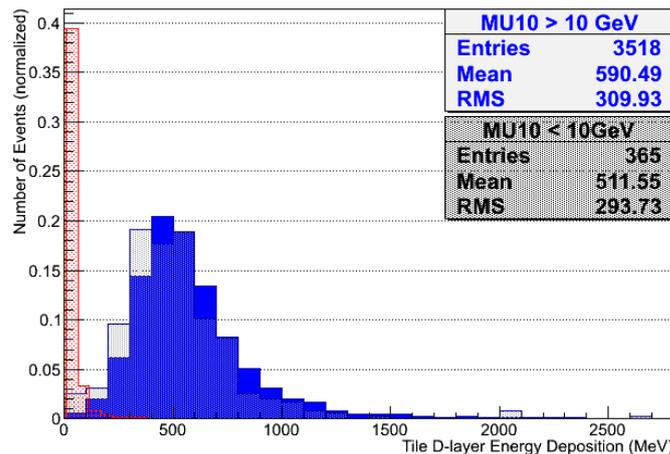


Figura 5.1: Distribuição da energia depositada na célula D do TileCal durante o *run* 191715. Em azul, os múons com $p_T > 10$ GeV. Em cinza, os múons com $p_T < 10$ GeV. Em vermelho, a distribuição do ruído eletrônico.

Como pode-se observar na Figura 5.2, a eficiência de detecção para as duas classes é muito semelhante. A curvatura da curva ROC é muito sutil. O ponto de SP máximo dá-se quando o patamar de corte é igual a 500 MeV, onde a taxa de detecção chega a aproximadamente 60% e a de falso-alarme fica acima de 50%.

Percebe-se assim que um corte por patamar de energia sozinho não é suficiente para distinguir a classe alvo.

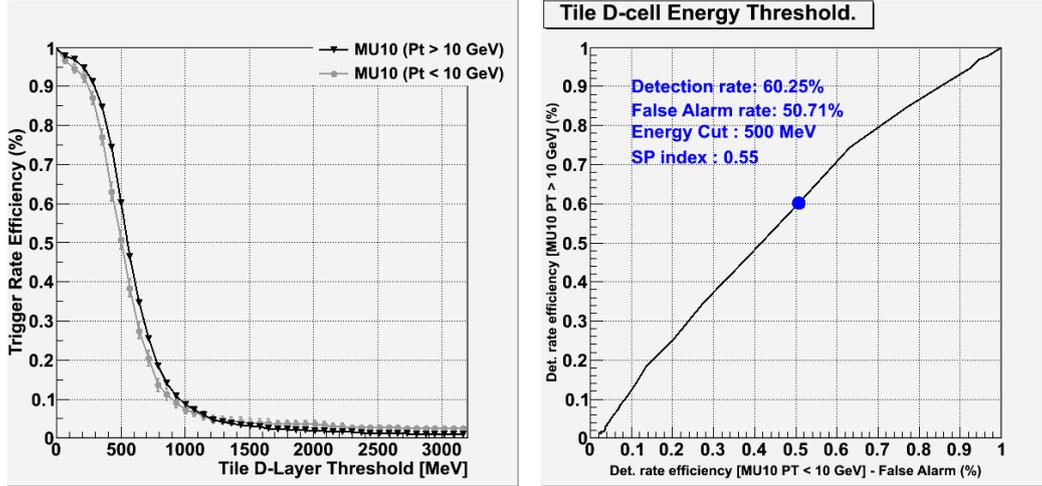


Figura 5.2: Curva ROC para o uso de patamar de energia.

Casamento de Geometria

A Figura 5.3 procura mostrar o quão oblíquo é a trajetória dos múons que cruzaram o TileCal e o RPC durante o *run* escolhido. No eixo x , encontramos a diferença em η entre os pontos de cruzamentos na célula D e no RoI do RPC. A escala de cor representa a quantidade de eventos que obtiveram a mesma inclinação. O histograma superior apresenta os eventos com baixo p_T e o inferior com alto p_T . Pode-se notar que a distribuição do primeiro é mais dispersa, principalmente em ϕ . Este comportamento deve-se ao fato de que múons menos energéticos tendem a ser desviados de modo mais acentuado.

Deve-se estabelecer um novo patamar de corte ao rejeitar todas as partículas que atravessem setores de *trigger* distintos. Para tal, as células D do detector são mapeadas, de acordo com as suas posições ϕ , em relação aos setores do espectrômetro.

A partir da Figura 5.4 conclui-se que, apesar de excluir partículas também do conjunto alvo, casando as geometrias dos dois detectores há uma melhora na taxa de detecção. A curva ROC possui um ângulo de inclinação mais acentuado em relação à curva apresentada anteriormente. O corte em energia passa a ser aproximadamente 430 MeV. Desta forma, observa-se que considerar as características geométricas do detector é interessante para a classificação.

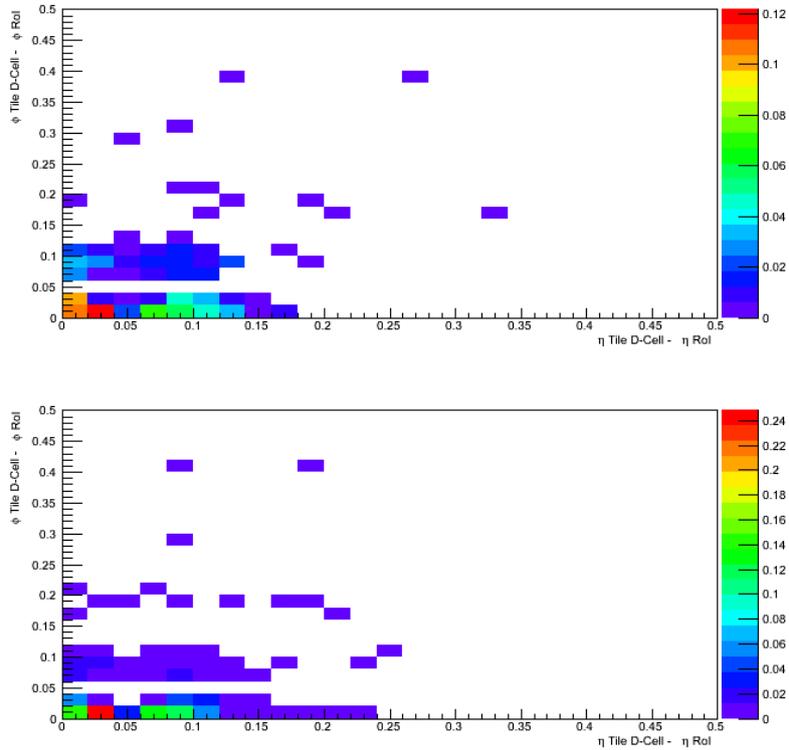


Figura 5.3: Histograma apresentando o quão oblíqua é a trajetória do múon. O primeiro gráfico representa os eventos com partículas com baixo momento transverso e o segundo com alto.

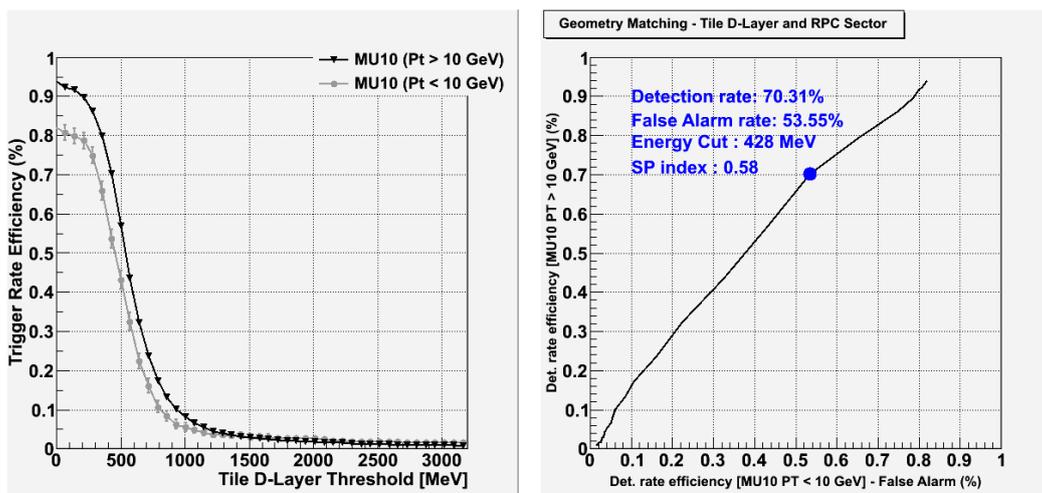


Figura 5.4: Curva ROC para o uso de patamar de energia ao casar as geometrias do TileCal e do RPC.

Discriminador Neural

A primeira etapa no projeto do discriminador neural foi separar os dados em conjuntos de treino, teste e validação. Para a realização dos treinos, foi escolhida como metodologia a validação cruzada, a fim de minimizar os efeitos da flutuação estatísticas. Com ela, espera-se a obtenção de uma topologia ótima para o problema.

Primeiramente, agrupou-se as amostras para evidenciar eventos com características estatísticas semelhantes. O índice de Davies-Bouldin determinou 22 *clusters* como ideal para o conjunto apresentado. O algoritmo *K-Means* foi utilizado para a tarefa. A Figura 5.5 mostra o resultado da divisão em agrupamentos. Interessante perceber que nenhum dos *clusters* formados evidenciou uma das classes.

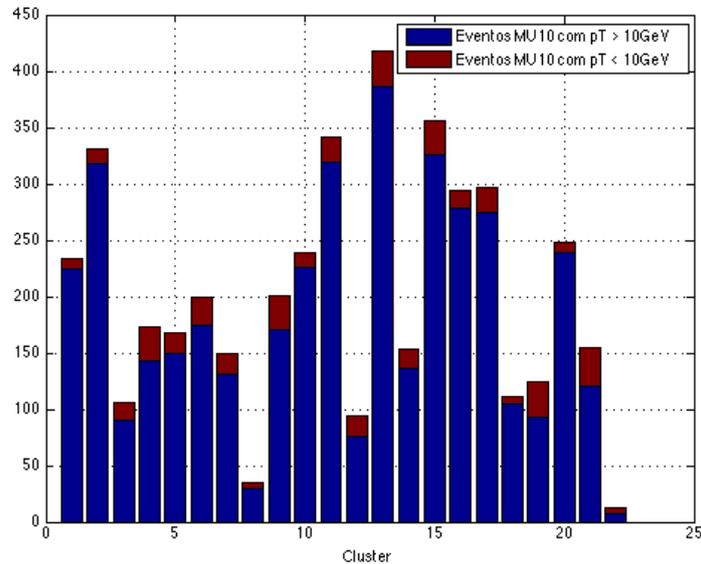


Figura 5.5: Eventos de múon separados em 22 *clusters* depois de aplicado o algoritmo de *K-means*. Em vermelho, estão representados os múons de baixo p_T . Em azul, os múons de alto p_T .

Os dados dos *clusters* foram igualmente distribuídos entre os 10 blocos. Desta maneira, espera-se que cada bloco possua características estatísticas similares entre si. As Figuras 5.6, 5.7 e 5.8 mostram os dados distribuídos nos blocos. Neste ponto, as informações sobre múons de baixo p_T são replicadas em cada um dos blocos, de forma que a representatividade das duas classes seja parelha.

Ao todo, 31 topologias foram treinadas. Por sua vez, cada uma foi treinada com 10 arranjos diferentes de treino, teste e validação. Cada rede foi inicializada 20 vezes com intuito de evitar mínimos locais e a que apresentou melhor índice de SP para o

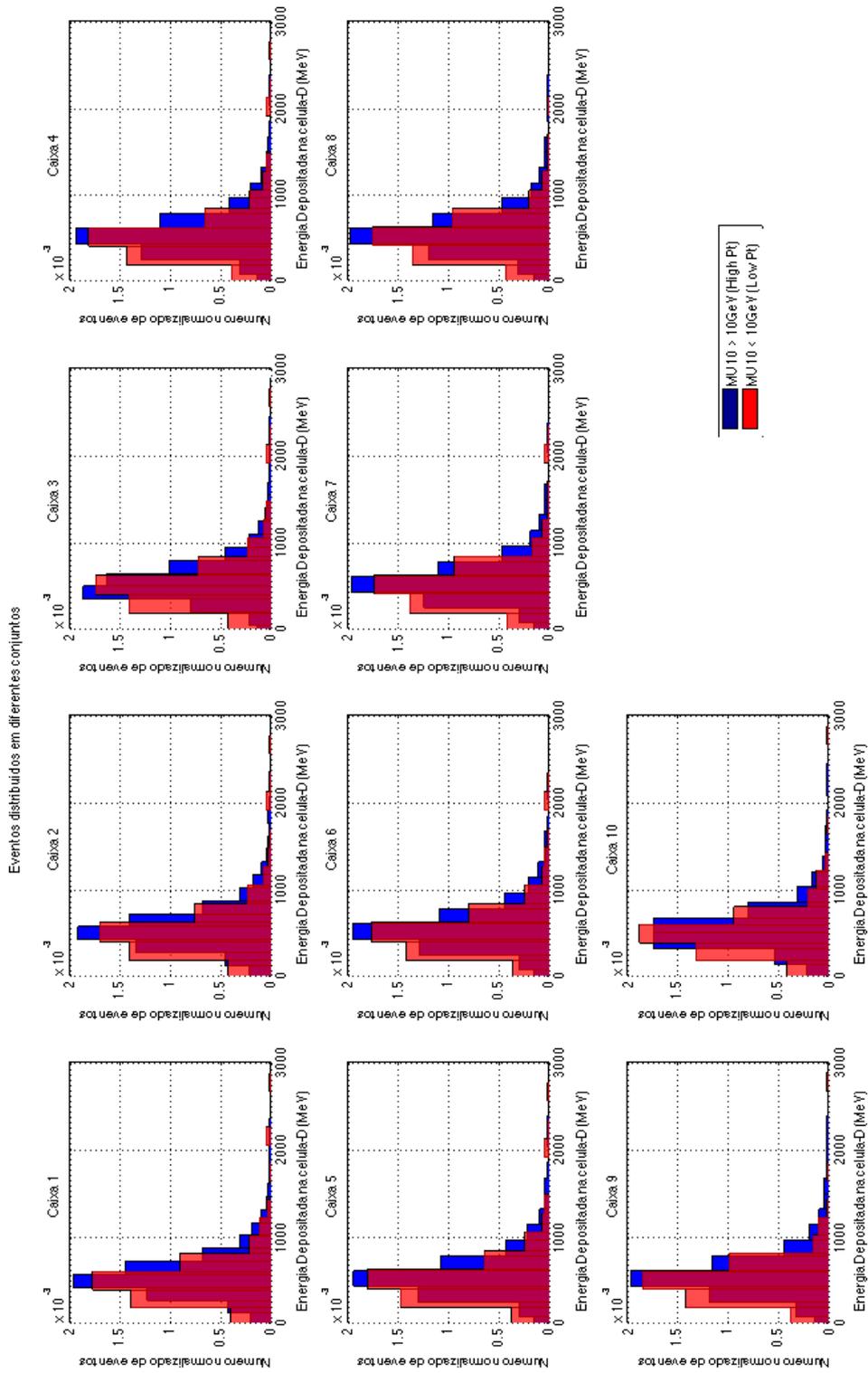


Figura 5.6: Eventos de múons divididos em 10 blocos. As distribuições da energia depositada na célula D. Os histogramas dos diferentes blocos devem ser semelhantes.

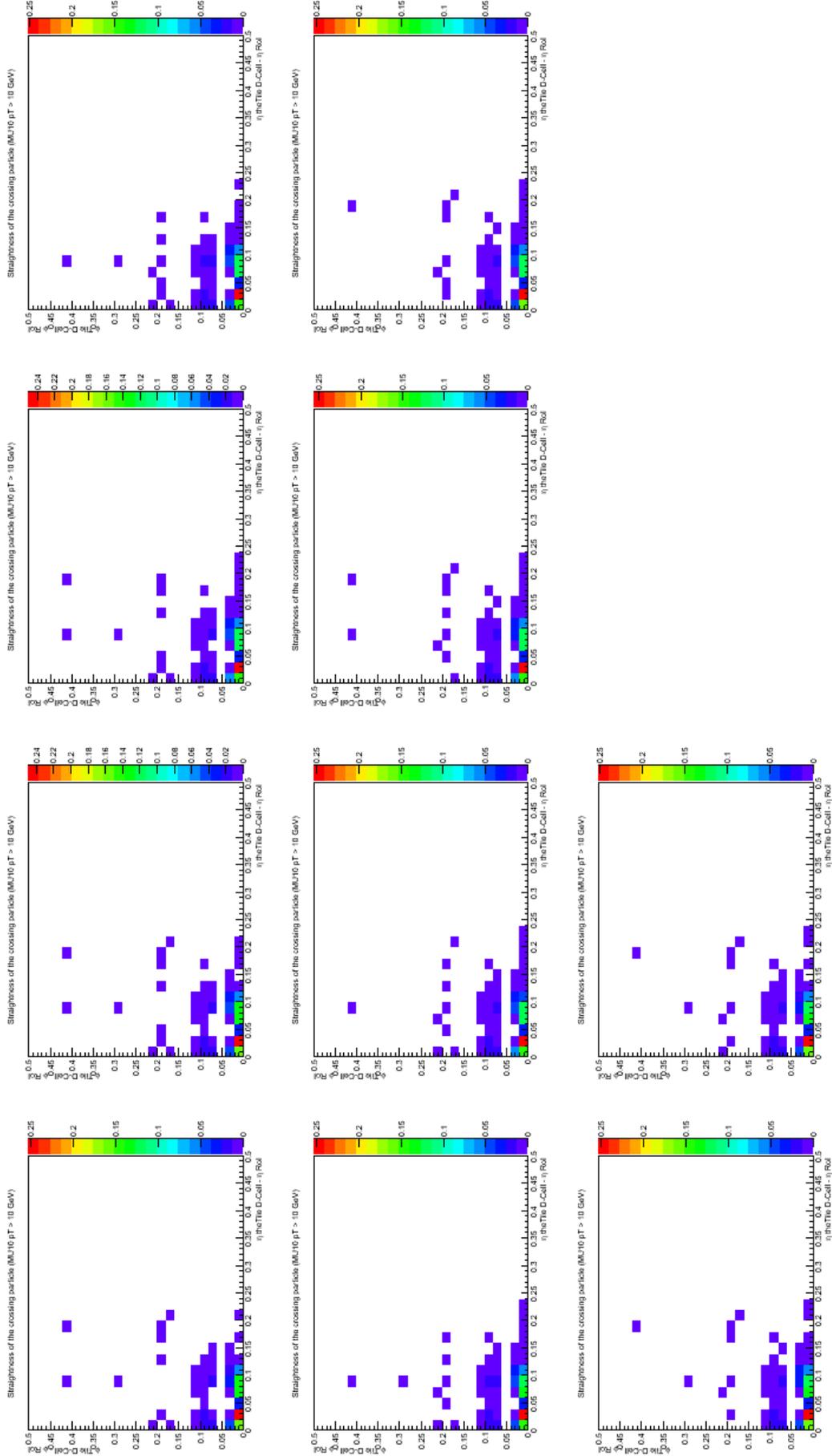


Figura 5.7: Eventos de múons divididos em 10 blocos. *Hits* na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Aqui estão representados os eventos de alto p_T .

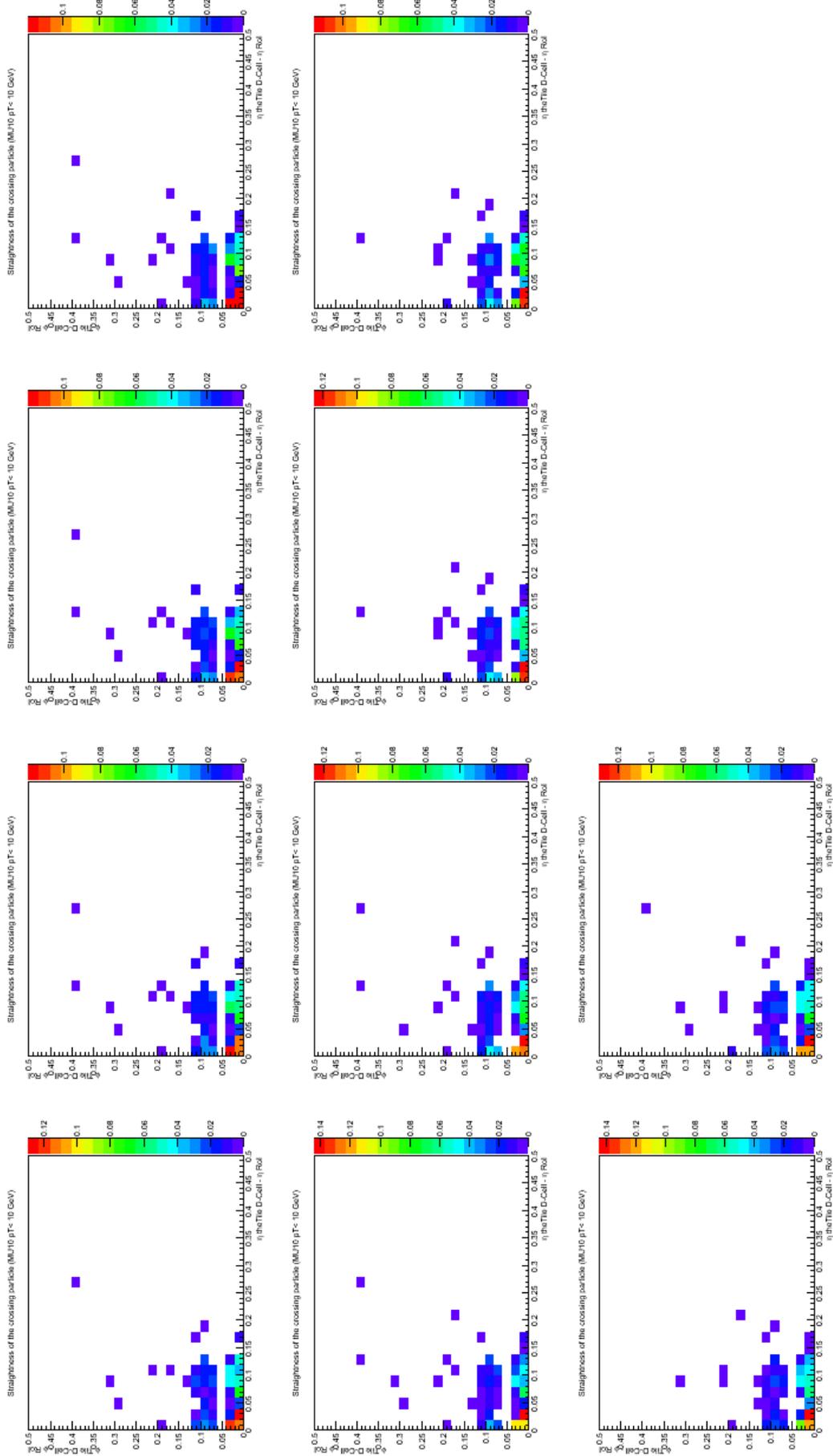
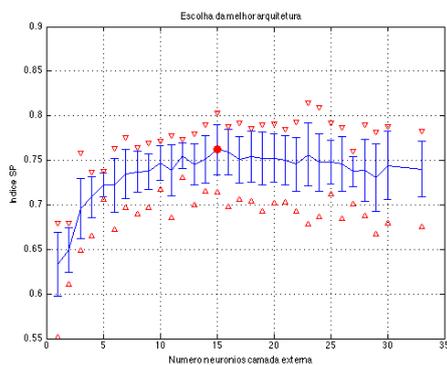


Figura 5.8: Eventos de múons divididos em 10 blocos. *Hits* na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Aqui estão representados os eventos de baixo p_T .

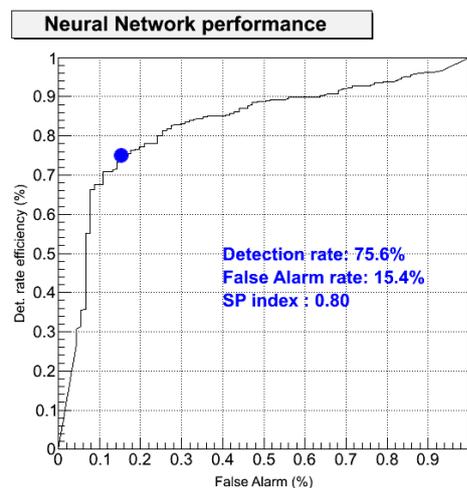
conjunto de validação foi armazenada. No total, foram realizadas 6.200 rodadas de treino para selecionar a topologia ideal.

A Figura 5.9a mostra o índice de SP médio para cada topologia treinada, levando em consideração os 10 blocos utilizados. No gráfico, ainda é possível verificar o valor máximo e mínimo conseguido. A incerteza é representada pelo desvio padrão. Levando em consideração o SP mais elevado, a rede com 15 neurônios na camada escondida foi escolhida.

A Figura 5.9b apresenta a curva ROC para a rede com 15 neurônios na camada intermediária que obteve maior valor de SP. Observa-se que ela obteve um ganho de 5% em detecção em relação à proposta de casamento de geometria. Referente à taxa de falso-alarme, a rede proporcionou um grande ganho, reduzindo-o para aproximadamente 15%.



(a) Escolha da melhor Topologia. Com base nesse gráfico podemos perceber que a topologia com 15 neurônios obteve melhor desempenho.



(b) Curva ROC para saída da rede neural com 15 neurônios na camada escondida.

Figura 5.9: Projeto de discriminador neural.

5.2 Discriminação de múons verdadeiros e falsos.

Como podemos notar pela Figura 5.10 existe um grande número de múons que são detectados pelo L1, mas posteriormente descartados pelos algoritmos *offline*.

Nesta etapa, procurou-se verificar se a informação da célula D ajudaria a identificar falsos múons e assim, melhorar a eficiência do sistema de aquisição.

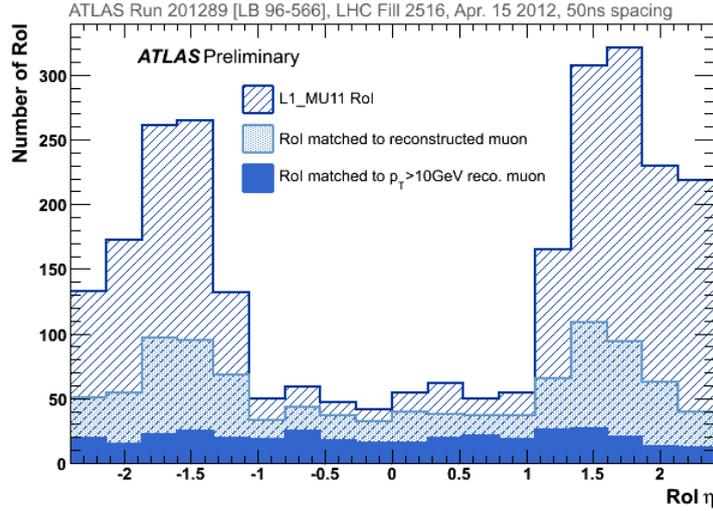


Figura 5.10: Distribuição de RoI em η com múons aprovados. É mostrado qual percentual é confirmado posteriormente pelos algoritmos *offline* (Retirado de [55]).

Deposição de Energia

O histograma da distribuição de energia depositada pela passagem de múons (partículas aprovadas pelo critério *tight*) na célula D foi comparado com o conjunto de falsos múons (rejeitados pelo *tight*, mas, no caso, aprovados pelo *loose*). Todos foram classificados no *online* como MU10, e seus respectivos momentos foram estimados pelo *offline*. Na Figura 5.11, pode-se verificar que, como no caso anterior, as duas distribuições são muito similares.

Como pode-se observar na Figura 5.12, a eficiência de detecção para as duas classes é muito semelhante. O coeficiente linear da curva é unitário, ou seja, apenas a informação de energia é insuficiente para tarefa. O ponto de SP máximo dá-se quando o patamar de corte é igual a 567 MeV, onde a taxa detecção e o falso-alarme possuem taxas aproximadamente 62%.

Casamento de Geometria

A Figura 5.13 procura mostrar o quão oblíquo é a trajetória dos múons que cruzaram o TileCal e o RPC durante o *run* escolhido. No eixo x , encontramos a diferença em η entre os pontos de cruzamentos na célula D e no RoI do RPC. A escala de cor representa a quantidade de eventos que obtiveram a mesma inclinação.

Pode-se notar que a distribuição do primeiro é mais dispersa, principalmente

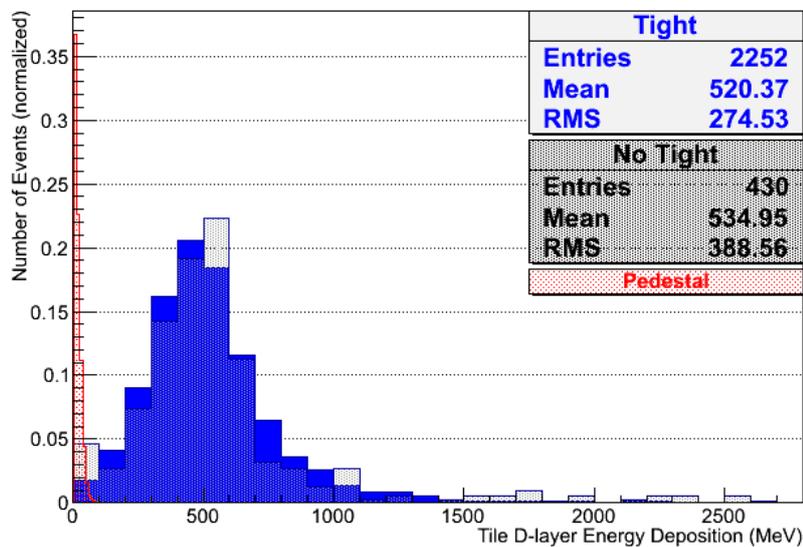


Figura 5.11: Distribuição da energia depositada na célula D do TileCal para todos os *runs* de 2011 com configuração de *minbias*.

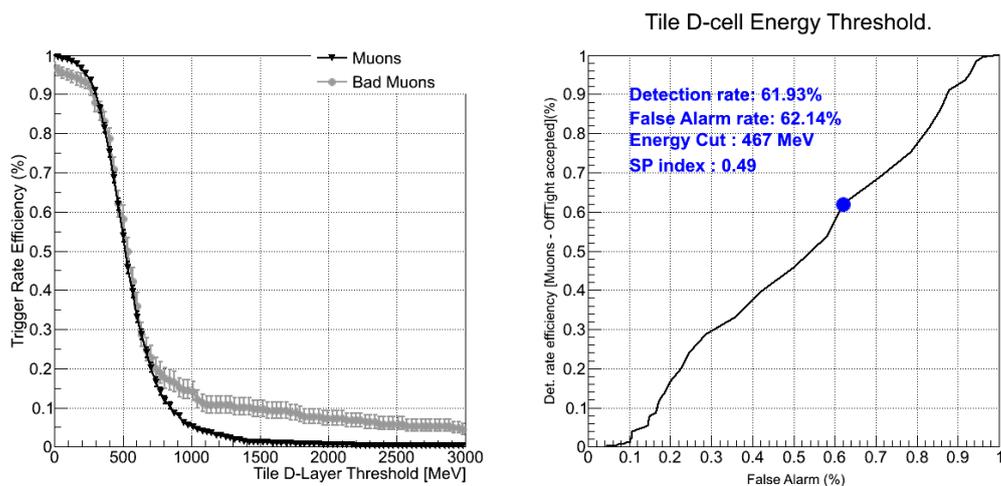


Figura 5.12: Curva ROC ao considerar patamares de energia

em ϕ . Nesse caso, existem algumas possibilidades como, por exemplo, o fato de múons provenientes de pontos diferentes ao ponto de interação (raios cósmicos) traçam trajetórias que não são necessariamente normais ao plano do tubo do LHC ou mesmo partículas mais leves que acabaram cruzando o MS. De qualquer maneira, o casamento geométrico pode ser utilizado para maximizar a detecção dos verdadeiros múons.

A Figura 5.14 mostra que casando as geometrias dos dois detectores há uma redução na taxa de falso-alarme de 5%. O índice SP igual a 0.52 mostra que, apesar da redução, a medida não foi suficiente para realizar a discriminação.

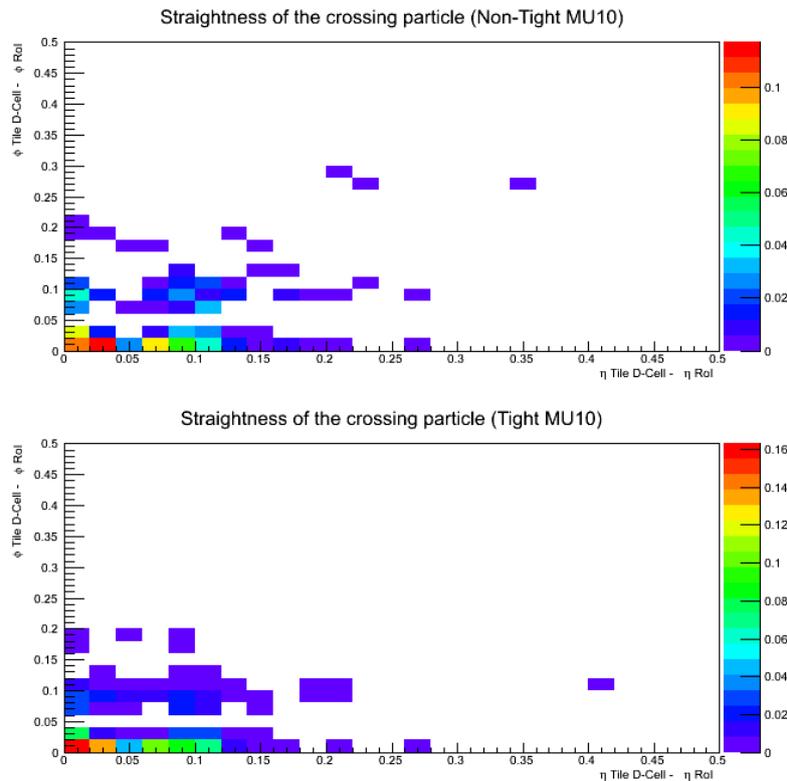


Figura 5.13: Histograma apresentando o quão oblíqua é a trajetória do múon. O primeiro gráfico representa os eventos com partículas não confirmadas pelo critério *tight*, enquanto no segundo apenas confirmadas.

Discriminador Neural

Foi novamente escolhida a metodologia de validação cruzada para o projeto do discriminador neural. Primeiramente, as amostras foram agrupadas em 9 *clusters*. O número de *clusters* utilizado foi determinado pelo índice de Davies-Bouldin. A

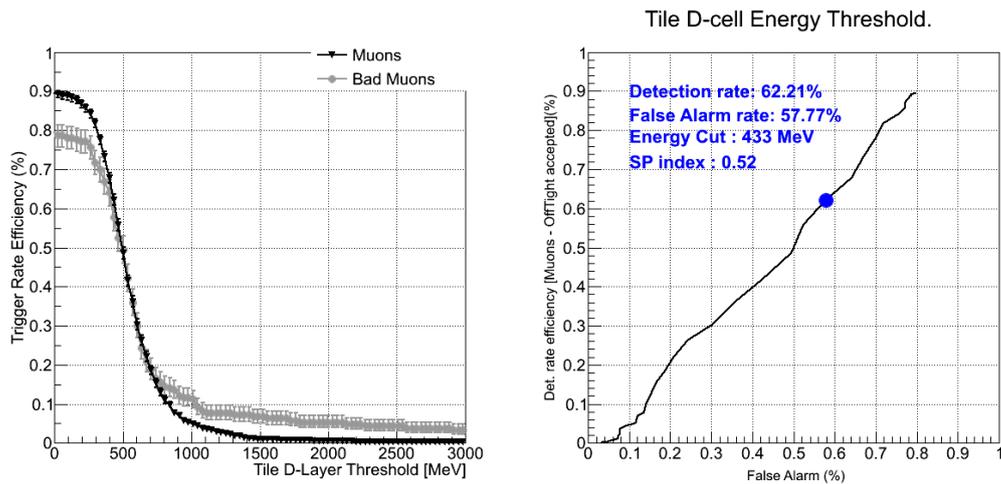


Figura 5.14: Curva ROC para o uso de patamar de energia ao casar as geometrias do TileCal e do RPC.

Figura 5.15 mostra o resultado da divisão em agrupamentos. Mais uma vez, nenhum dos *clusters* formados evidenciou uma das classes.

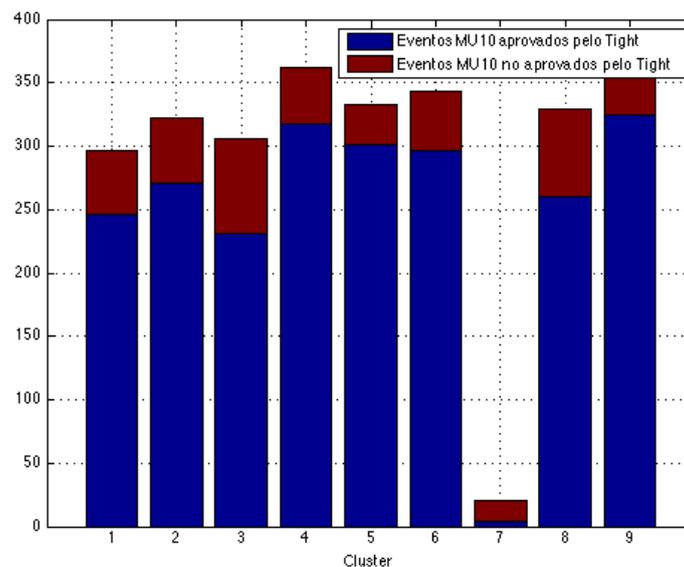


Figura 5.15: Eventos de múon separados em 9 *clusters* depois de aplicado o algoritmo de *K-means*.

Os dados dos *clusters* foram igualmente distribuídos entre 10 os blocos. As Figuras 5.16, 5.17 e 5.18 mostram os dados distribuídos nos blocos. Neste ponto, as informações sobre múons falsos são replicadas em cada um dos blocos, de forma que a representatividade das duas classes seja parelha.

Ao todo, 30 topologias foram treinadas. Por sua vez, cada uma foi treinada com 10 arranjos diferentes de treino, teste e validação. Cada rede foi inicializada 20

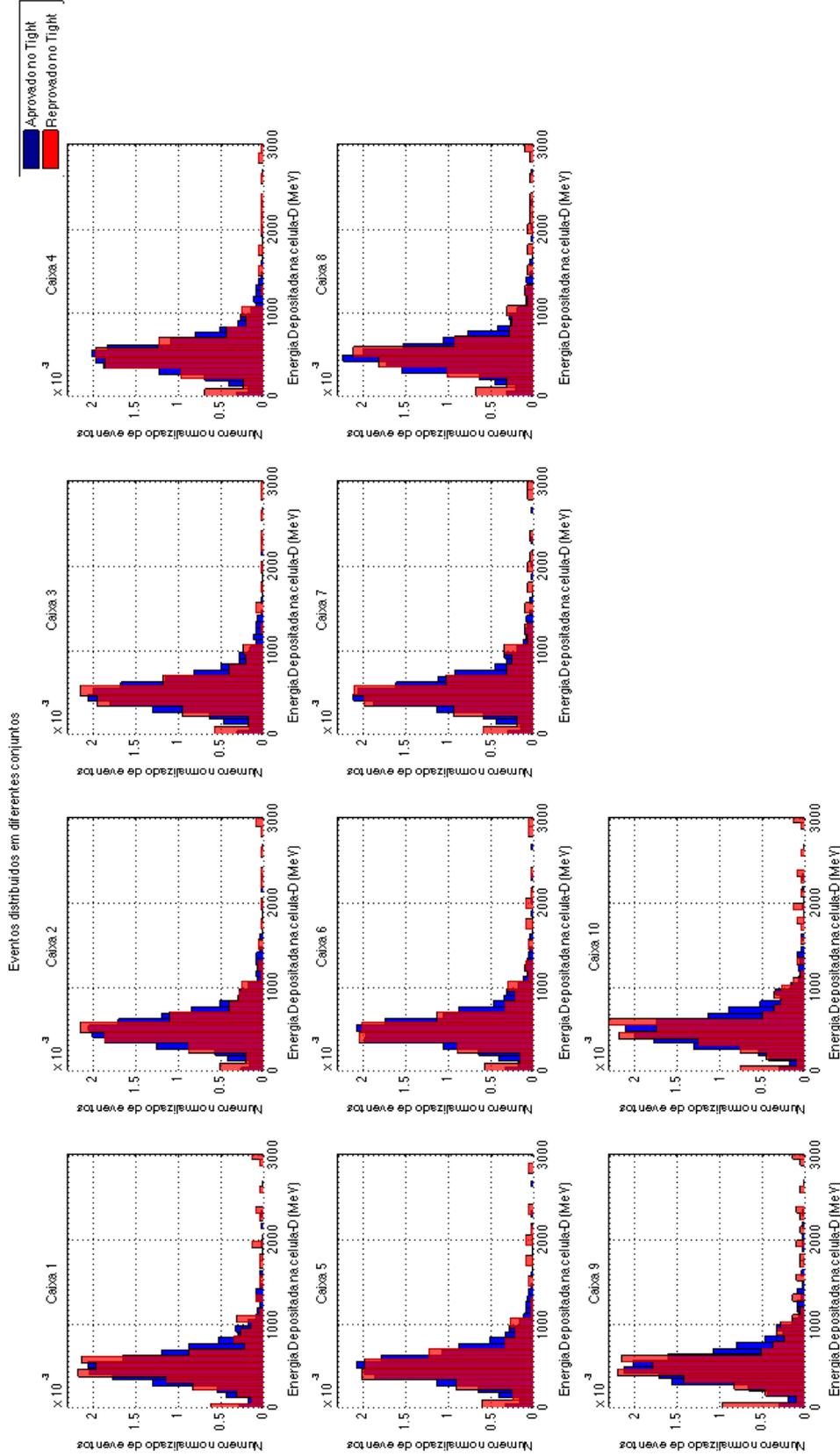


Figura 5.16: Eventos de múons divididos em 10 blocos. As distribuições da energia depositada na célula D. Os histogramas dos diferentes blocos devem ser semelhantes.

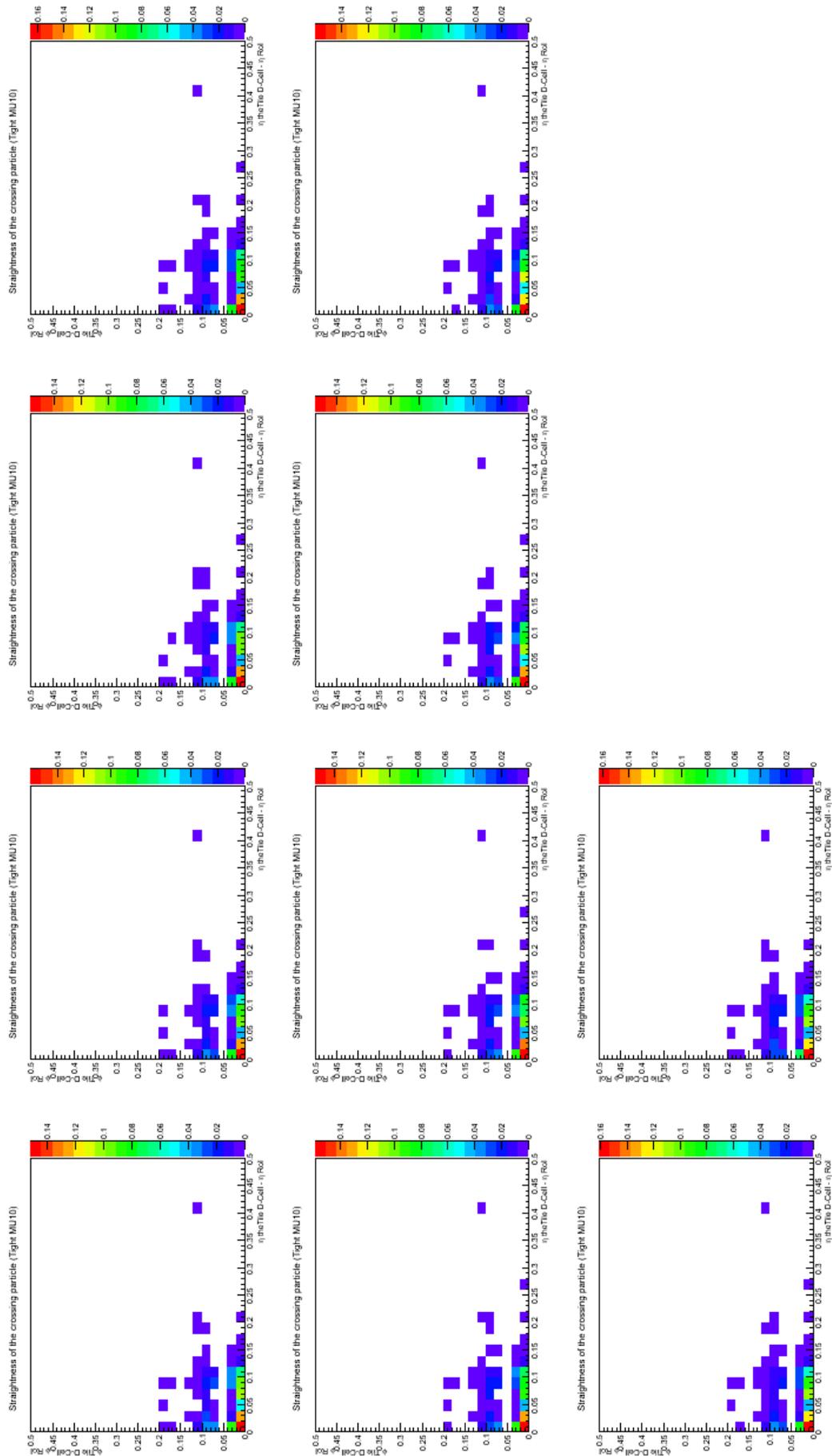


Figura 5.17: Eventos de múons divididos em 10 blocos. *Hits* na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Todos eventos aprovados pelo critério *tight*.

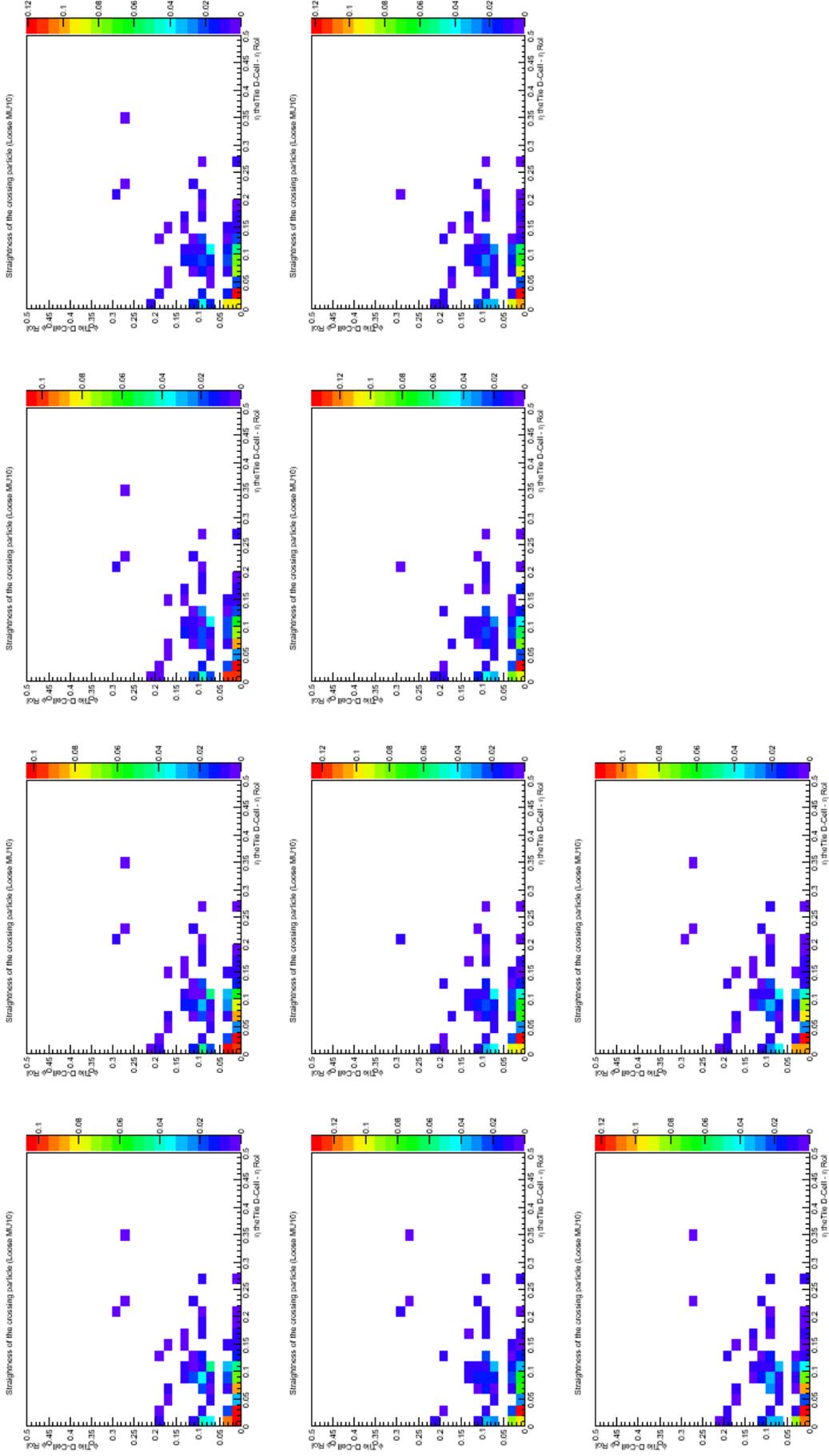
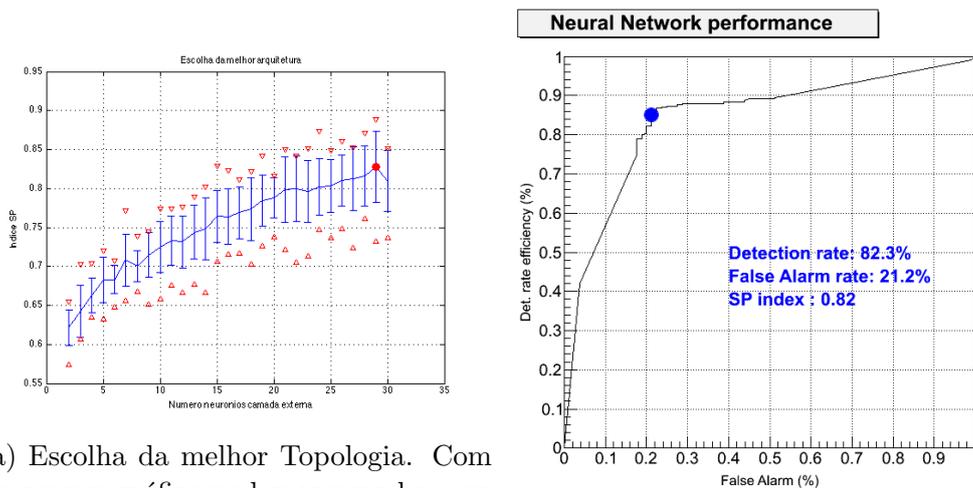


Figura 5.18: Eventos de múons divididos em 10 blocos. *Hits* na camada D do TileCal e nas regiões de interesse do RPC. Todos eventos reprovados pelo critério *tight*.

vezes com intuito de evitar mínimos locais e a que tiver melhor índice de SP para o conjunto de validação foi armazenada. No total, foram realizadas 6.000 rodadas de treino para selecionar a topologia ideal.

A Figura 5.19a mostra o índice de SP médio para cada topologia treinada, levando em consideração os 10 blocos utilizados. No gráfico, ainda é possível verificar o valor máximo e mínimo conseguido. A incerteza é representada pelo desvio padrão. Levando em consideração o SP mais elevado, a rede com 29 neurônios na camada escondida foi escolhida.

A Figura 5.19b apresenta a curva ROC para a rede com 29 neurônios na camada intermediária que obteve maior valor SP para o conjunto de validação de dados. Neste caso, observou-se um grande aumento de performance. A taxa de detecção aumenta cerca de 20% em relação aos outros métodos utilizados e o falso-alarme foi reduzido em 40%.



(a) Escolha da melhor Topologia. Com base nesse gráfico podemos perceber que a topologia com 29 neurônios na camada oculta obteve melhor desempenho.

(b) Curva ROC para saída da rede neural com 29 neurônios na camada oculta.

Figura 5.19: Projeto de discriminador neural.

Capítulo 6

Conclusões

A identificação de múons de todos os patamares energéticos é crucial para explorar todo potencial físico disponível através da operação do ATLAS. A partir da observação destas partículas é possível conhecer novas físicas.

O Espectrômetro de Múons é instalado na camada externa do ATLAS e foi projetado para detectar essas partículas. A estratégia deste sistema é aplicar um campo magnético intenso, capaz de curvar a trajetória da partícula. Ao detectar a passagem do alvo por suas três estações, o experimento consegue traçar o caminho percorrido e, como consequência, estimar o momento transversal da partícula. Contudo, há regiões onde não há cobertura de câmaras nas três camadas. Nestas áreas todos os múons são classificados automaticamente como pouco energéticos, prejudicando a eficiência de detecção.

Esta dissertação procurou recuperar os múons de momento elevado utilizando informações geométricas do calorímetro e do sistema de múons, somadas à energia depositada pela passagem de partículas na célula D. Esta célula localiza-se na camada externa do TileCal e possui, portanto, baixa atividade hadrônica. Deste modo, suas informações podem ser utilizadas para ajudar na detecção de múons. Este trabalho é o desdobramento de [74], que forneceu o estudo e propôs um sistema capaz de melhorar a detecção de múons utilizando informações de calorimetria. Este trabalho também apresentou uma metodologia para avaliar a resposta do RPC à radiação de fundo da caverna do ATLAS.

Durante o desenvolvimento deste projeto, foram realizadas diversas reuniões com a colaboração, o que possibilitou o melhor entendimento em relação ao sistema de

filtragem do L1, à seleção de múons e ao sistema de calorimetria. Também foram disponibilizados dados de colisão ocorridos em 2011, o que viabilizou a execução.

O Capítulo 4 apresentou inicialmente a metodologia utilizada durante o projeto. Três abordagens foram realizadas: estudo da deposição de energia de uma partícula passante na célula D do TileCal; utilização da geometria do detector ATLAS como fator classificatório; projeto de discriminadores neurais utilizando os parâmetros disponíveis no L1, confirmados pela reconstrução *offline* de múons.

Através dos resultados pode-se observar que o depósito de energia na célula é muito semelhante para todas as distribuições estudadas. A alta taxa de falso alarme inviabiliza a utilização técnica de corte por patamar de energia sozinha. Quando utilizou-se as informações de geometria do calorímetro logicamente casadas à posição das regiões de interesse do RPC, obteve-se um pequeno ganho na detecção, aliado à redução da taxa de falso alarme.

A utilização de classificadores neurais mitigou a taxa de falso alarme para patamares condizentes com os requisitos de operação do L1. A taxa de detecção obtida em ambos os conjuntos estudados indica que a célula D pode vir a ser uma possível substituta da camada ausente do RPC. A Tabela 6.1 resume todos os resultados apresentados no Capítulo 5.

	Detecção MU10			Detecção Múons Verdadeiros		
	Dep. Energia	Geometria	Rede Neural	Dep. Energia	Geometria	Rede Neural
Prob. Detecção	60,3%	70,3%	75,6%	61,9%	62,2%	82,3%
Falso Alarme	50,7%	53,6%	15,4%	62,1%	57,8%	21,2%
Índice SP	0,55	0,58	0,80	0,49	0,51	0,82

Tabela 6.1: Tabela resumindo os resultados obtidos neste trabalho.

À luz do *upgrade* do detector, previsto para a operação em 2020, com etapas intermediárias em 2013 e 2017, novas arquiteturas podem ser propostas. O projeto e implantação de uma placa eletrônica que implemente as redes neurais propostas nesse estudo no L1 é um dos desdobramentos possíveis. Antes, porém, seria interessante um estudo mais detalhado da resposta do sistema proposto frente à radiação de fundo do ATLAS.

Referências Bibliográficas

- [1] TSENG, J. “ATLAS Upgrade Plans for the SLHC”, *Nuclear Physics B- Proceedings Supplements*, v. 177, pp. 212–216, 2008.
- [2] HASSANI, S., CHEVALIER, L., LANÇON, E., et al. “A muon identification and combined reconstruction procedure for the ATLAS detector at the LHC using the (MUONBOY, STACO, MuTag) reconstruction packages”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 572, n. 1, pp. 77 – 79, 2007.
- [3] THE ATLAS COLLABORATION. “Performance of the ATLAS Muon Trigger in 2011”, Julho 2012.
- [4] EVANS, L., BRYANT, P. “LHC Machine”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 08, ago. 2008.
- [5] GRIFFITHS, D. *Introduction to elementary particles*. E.U.A, Wiley-VCH, 2008.
- [6] PERKINS, D. *Introduction to high energy physics*. Inglaterra, Cambridge University Press, 2000.
- [7] ACZEL, A. D. “Present at the creation: The story of CERN and the Large Hadron Collider”, 2010.
- [8] “Página web do CERN”. <http://public.cern.ch>, Novembro 2012.
- [9] MYERS, S., PICASSO, E. “The design, construction and commissioning of the CERN large Electronic Positron Collider”, *Contemporary Physics*, v. 31, n. 6, pp. 387–403, 1990.
- [10] SOLANS SÁNCHEZ, C. *Implementation of the ROD Crate DAQ Software for the ATLAS Tile Calorimeter and a Search for a MSSM Higgs Boson decaying into Tau pairs*. Tese de Doutorado, Valencia, Universitat de Valencia, Valencia, 2010.

- [11] BRUMFIEL, G. “Eight-month delay for LHC”. Revista Nature, publicado em <http://www.nature.com/news/2008/081017/full/4551015a.html>, 2008.
- [12] ANDERSON, K., BOHM, C., DRAKE, G., et al. “Upgrade Design of TileCal Front-end Readout Electronics and Radiation Hardness Studies”, Junho 2011.
- [13] THE ATLAS COLLABORATION. “The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 08, Agosto 2008.
- [14] BOELAERT, N., BOELAERT, N. “The ATLAS Experiment”, pp. 65–81, 2012.
- [15] THE CMS COLLABORATION. “The CMS experiment at the CERN LHC”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 08, Ago 2008.
- [16] SZUMLAK, T. “The LHCb experiment”, *Acta Physica Polonica. Series B: Elementary Particle Physics, Nuclear Physics, Statistical Physics, Theory of Relativity, Field Theory*, v. 41, n. 7, pp. 1661–1668, 2010.
- [17] THE ALICE COLLABORATION. “The ALICE experiment at the CERN LHC”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 08, ago. 2008.
- [18] “ATLAS *Factsheet*”. <http://www.atlas.ch/fact-sheets-1-view.html>, Novembro 2012.
- [19] GRAEL, F. F., MAIDANTCHIK, C., ÉVORA, L. H. R. A., et al. “Glance Information System for ATLAS Management”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 331, n. 8, dez. 2011.
- [20] “Página *web* do experimento ATLAS”. <http://atlas.ch>, Novembro 2012.
- [21] TORRES, R. *Sistema Online de Filtragem em um Ambiente com Alta Taxa de Eventos e Fina Granularidade*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2010.
- [22] COLLABORATION, T. A. “ATLAS Muon Spectrometer”, 2009.
- [23] EGEDE, U. *The search for a standard model Higgs at the LHC and electron identification using transition radiation in the ATLAS tracker*. Tese de Doutorado, Department of Physics, Lund University, 1998.
- [24] WIGMANS, R. *Calorimetry: Energy measurement in particle physics*, v. 107. E.U.A., Oxford University Press, 2000.

- [25] ARIZTIZABAL, F., BOSMAN, M., CAVALLI-SFORZA, M., et al. “Construction and performance of an iron-scintillator hadron calorimeter with longitudinal tile configuration”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 349, n. 2, pp. 384–397, 1994.
- [26] THE ATLAS COLLABORATION. “Readiness of the ATLAS Tile Calorimeter for LHC collisions”, *The European Physical Journal C-Particles and Fields*, v. 70, n. 4, pp. 1193–1236, 2010.
- [27] MERMOD, P., ARABIDZE, G., MILSTEAD, D., et al. “Effects of ATLAS Tile calorimeter failures on jets and missing transverse energy measurement”, 2008.
- [28] THE ATLAS COLLABORATION. “Technical Design Report”, 1996.
- [29] HRUSKA, I., PALAN, B., CALHEIROS, F., et al. “Radiation-Tolerant Custom Made Low Voltage Power Supply System for ATLAS/TileCal Detector”, *Proc. TWEPP*, 2007.
- [30] ARABIDZE, G., NEMECEK, S., RIBEIRO, G., et al. “Detector Control System of the ATLAS Tile Calorimeter”. In: *13th International Conference on Accelerator and Large Experimental Physics Control Systems, Grenoble, France, 10-14 Oct 2011*, 2011.
- [31] AMES, E., COGSWELL, F., DOWNING, R., et al. “Measurement of 20 hamamatsu R-5900 photomultiplier tubes for ATLAS tilecal module-0”, *ATLAS Internal Note Tilecal-NO-98-156*, 1998.
- [32] ANDERSON, K., GUPTA, A., MERRITT, F., et al. “Design of the front-end analog electronics for the ATLAS tile calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 551, n. 2, pp. 469–476, 2005.
- [33] ANDERSON, K., BATKOVA, L., CAVALLI-SFORZA, M., et al. “Calibration of ATLAS Tile Calorimeter at electromagnetic scale”, 2009.
- [34] CERQUEIRA, A., SEIXAS, J., CALÔBA, L. “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: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 570, n. 1, pp. 117–125, 2007.

- [35] CIODARO, T. “A receiver system for the TileCal muon signals”. In: *Nuclear Science Symposium Conference Record (NSS/MIC), 2009 IEEE*, pp. 1857–1862. IEEE, 2009.
- [36] THE ATLAS COLLABORATION. “Commissioning of the ATLAS Muon Spectrometer with Cosmic Rays. oai:cds.cern.ch:1275998”, *Eur. Phys. J. C*, v. 70, pp. 875–916, Agosto 2010.
- [37] *ATLAS muon spectrometer: Technical Design Report*. Technical Design Report ATLAS. Geneva, CERN, 1997. distribution.
- [38] RIEGLER, W., ALEKSA, M., DEILE, M., et al. “Front-end electronics for drift tubes in a high-rate environment”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 446, n. 3, pp. 555–559, 2000.
- [39] POLINI, A. “Design and performance of the detector control system of the ATLAS resistive-plate-chamber muon spectrometer”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 661, pp. S15–S18, 2012.
- [40] ANULLI, F., CIAPETTI, G., DE PEDIS, D., et al. “The Level-1 Trigger Muon Barrel System of the ATLAS experiment at CERN”, *Journal of Instrumentation*, v. 4, n. 04, 2009.
- [41] THE ATLAS COLLABORATION. “Performance of the ATLAS Trigger System in 2010”, *The European Physical Journal C-Particles and Fields*, v. 72, n. 1, pp. 1–61, 2012.
- [42] THE ATLAS COLLABORATION. “Trigger Group ATLAS First-Level Trigger Technical Design Report ATLAS TDR-12”, 1998.
- [43] ARMSTRONG, S., BAINES, J., BEE, C., et al. “Studies for a common selection software environment in ATLAS: from the level-2 trigger to the offline reconstruction”, *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, v. 51, n. 3, pp. 915–920, 2004.
- [44] VAN GEMMEREN, P., MALON, D. “The event data store and I/O framework for the ATLAS experiment at the Large Hadron Collider”, *IEEE International Conference on Cluster Computing and Workshops*, pp. 1–8, 2009.
- [45] MIOTTO, G., ALEKSANDROV, I., AMORIM, A., et al. “Configuration and control of the ATLAS trigger and data acquisition”, *Nuclear Instruments*

and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, v. 623, n. 1, pp. 549–551, 2010.

- [46] POY, A., BOTERENBROOD, H., BURCKHART, H., et al. “The detector control system of the ATLAS experiment”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 05, 2008.
- [47] THE ATLAS COLLABORATION. “Reconstruction, Energy Calibration, and Identification of Hadronically Decaying Tau Leptons”, Maio 2011.
- [48] PETERSEN, B. A. “ATLAS Trigger System”, *iCHEP2012*, Julho 2012.
- [49] ACHENBACH, R., ADRAGNA, P., ANDREI, V., et al. “The ATLAS Level-1 Calorimeter Trigger”, *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 03, 2008.
- [50] NEGRI, A. “Evolution of the Trigger and Data Acquisition System for the ATLAS experiment”, , n. ATL-DAQ-PROC-2012-025, Junho 2012.
- [51] TORRES, R. C., DE LIMA, D. E. F., DE SIMAS FILHO, E. F., et al. “Neural Online Filtering Based on Preprocessed Calorimeter Data”, Novembro 2009.
- [52] RIU, I., ABOLINS, M., ADRAGNA, P., et al. “Integration of the Trigger and Data Acquisition Systems in ATLAS”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 55, n. 1, pp. 106–112, Fevereiro 2008.
- [53] DOS ANJOS, A., ABOLINS, M., ARMSTRONG, S., et al. “The Second Level Trigger of the ATLAS Experiment at CERN’s LHC”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 51, n. 3, pp. 909–914, junho 2004.
- [54] SCHILDT, H. *C++: The Complete Reference*. 4^a ed. E.U.A., McGraw-Hill, 2003.
- [55] BUTTINGER, W. “The ATLAS Level-1 Trigger System”, , n. ATL-DAQ-PROC-2012-024, Junho 2012.
- [56] VENTURA, A., OTHERS. “The muon high level trigger of the ATLAS experiment”. In: *Journal of Physics: Conference Series*, v. 219, p. 032025. IOP Publishing, 2010.
- [57] KORDAS, K., ABOLINS, M., ALEXANDROV, I., et al. “The ATLAS Data Acquisition and Trigger: concept, design and status”, *Nuclear Physics B-Proceedings Supplements*, v. 172, pp. 178–182, 2007.

- [58] DI MATTIA, A., FALCIANO, S., NISATI, A. “The implementation of the muFast algorithm in the new PESA framework 021”, Agosto 2003.
- [59] DI MATTIA, A. “Online Muon Reconstruction in the ATLAS Muon Spectrometer at the Level-2 stage of the Event Selection”, , n. ATL-DAQ-PROC-2011-039, Nov 2011.
- [60] THE ATLAS COLLABORATION. “Studies of the performance of the ATLAS detector using cosmic-ray muons.” *Eur. Phys. J. C*, v. 71, pp. 1593–1626, Dezembro 2010.
- [61] USAI, G. “Trigger of low pT muons with the ATLAS hadronic calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 518, n. 1, pp. 36–38, 2004.
- [62] TREES, H. *Detection, Estimation and Modulation Theory, Part III*. Nova York, John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [63] SIMAS FILHO, E. *Análise Não-Linear de Componentes Independentes para uma Filtragem Online Baseada em Calorimetria de Alta Energia e com Fina Segmentação*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2010.
- [64] CIODARO, T., DEVA, D., DE SEIXAS, J., et al. “Online particle detection with Neural Networks based on topological calorimetry information”. In: *Journal of Physics: Conference Series*, v. 368, p. 012030. IOP Publishing, 2012.
- [65] WASSERMAN, P. *Neural computing: theory and practice*. E.U.A., Van Nostrand Reinhold Co., 1989.
- [66] HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines*. 3 ed. E.U.A., Prentice Hall, 2008.
- [67] BISHOP, C., OTHERS. “Neural networks for pattern recognition”, 1995.
- [68] ICHIKAWA, Y., SAWA, T. “Neural network application for direct feedback controllers”, *Neural Networks, IEEE Transactions on*, v. 3, n. 2, pp. 224–231, 1992.
- [69] LAPEDES, A., FARBER, R. “Nonlinear signal processing using neural networks: Prediction and system modelling”, 1987.

- [70] DENG, W., CHEN, R., GAO, J., et al. “A novel parallel hybrid intelligence optimization algorithm for a function approximation problem”, *Computers & Mathematics with Applications*, 2011.
- [71] RIEDMILLER, M., BRAUN, H. “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm”. In: *Neural Networks, 1993., IEEE International Conference on*, pp. 586–591. IEEE, 1993.
- [72] HARTIGAN, J., WONG, M. “Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm”, *Applied statistics*, pp. 100–108, 1979.
- [73] DAVIES, D., BOULDIN, D. “A cluster separation measure”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, , n. 2, pp. 224–227, 1979.
- [74] CIODARO, T., DE SEIXAS, J. “Muon Detection Based on a Hadronic Calorimeter”. In: *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, v. 1, 1, pp. 1–5, 2010.