

PROCESSAMENTO DE SINAIS PARA CALIBRAÇÃO, TESTE E
ESTIMAÇÃO DE ENERGIA COM UM CALORÍMETRO CINTILANTE DE
ALTA VELOCIDADE

Paulo Vitor Magacho da Silva

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS
EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Aprovada por:

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

Prof. Luiz Pereira Calôba, Dr.Ing.

Prof. Weber Martins, Ph.D.

Prof. Márcio Nogueira de Souza, D.Sc.

Dr. Ademarlaudo França Barbosa, D.Sc.

Prof. Augusto Santiago Cerqueira, D.Sc.

Prof. José Gabriel Rodríguez Carneiro Gomes, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JULHO DE 2007

SILVA, PAULO VITOR MAGACHO DA

Processamento de Sinais para Calibração, Teste e Estimação de Energia com um Calorímetro Cintilante de Alta Velocidade [Rio de Janeiro] 2007

XIII,151 p 29,7 cm (COPPE/UFRJ, D.Sc., Engenharia Elétrica, 2007)

Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE

1.Instrumentação Eletrônica 2.Redes Neurais Artificiais 3.Estimação de Sinais
4. Processamento de Sinais 5.Calorimetria 6.Física de Partículas

I.COPPE/UFRJ II.Título (série)

Agradecimentos

Agradeço à Deus, por me abençoar nessa jornada e permitir que mais uma etapa na minha vida fosse vencida.

Gostaria de agradecer a minha família, meus pais, irmãos, sobrinhos, que se não puderam me ajudar diretamente, me apoiaram sempre com muito amor e carinho.

Agradeço ao meu orientador, Prof. José M. de Seixas, uma pessoa dedicada que sempre me motivou a continuar esse trabalho e cuja amizade é muito importante.

Agradeço ao Denis O. Damazio e ao Prof. Augusto S. Cerqueira por suas valorosas contribuições nesse trabalho, por estarem sempre dispostos a ajudar e, principalmente, pela amizade. Gostaria de agradecer especialmente André R. dos Anjos e sua esposa Ana, que me ajudaram muito desde o primeiro dia da minha chegada ao CERN.

Não poderia deixar de agradecer à todos que me apoiaram durante a minha estadia no CERN e pela amizade que me proporcionaram, Rupert Leitner, por ter me aceitado no CERN, Richard Teuscher, por sua paciência e ao grande conhecimento e experiência que me proporcionou, Ana Henriques, por sua liderança e apoio em todas as minhas iniciativas de trabalho e Robert Stanek, por sua incansável motivação de trabalho. Aos meus amigos do CERN, Gerolf, Calin, Iacopo, Andrea, Agostinho, Xavier e muitos outros.

Finalmente, gostaria de agradecer minha noiva que me motivou na reta final deste trabalho, não me deixando desanimar, muitas vezes se sacrificando para que eu pudesse concluir esse trabalho. Obrigado, meu anjo, por todo o carinho, atenção e, principalmente, por seu amor.

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

PROCESSAMENTO DE SINAIS PARA CALIBRAÇÃO, TESTE E
ESTIMAÇÃO DE ENERGIA COM UM CALORÍMETRO CINTILANTE DE
ALTA VELOCIDADE

Paulo Vitor Magacho da Silva

Julho/ 2007

Orientador: José Manoel de Seixas

Programa: Engenharia Elétrica

Em um sistema de calorimetria, usado em experimentos de colisão de partículas para medir a energia das partículas incidentes, várias etapas são necessárias para garantir o funcionamento dentro dos parâmetros de projeto. Nesse trabalho, foi feita uma análise para o calorímetro de telhas cintilantes do ATLAS, o Tilecal. A calibração é o primeiro passo, sendo feita através de feixes de partículas com valores de energia controlados. Os feixes gerados, contudo, apresentam contaminação de outras partículas, dificultando a análise de calibração. Uma rede neural, operando *online* durante a aquisição dos eventos, foi proposta para identificar tal contaminação e permitir a retirada desses eventos. Uma concordância de 98,9% entre métodos clássicos de classificação e a rede neural foi obtida. Após a calibração, a eletrônica de leitura presente nos módulos do Tilecal pode ser certificada e o detector comissionado. Assim, um sistema de testes da eletrônica de leitura foi desenvolvido. Um segundo teste, para realizar o comissionamento do detector, também foi criado. Esse sistema foi projetado para ser automático, eficiente e de fácil manuseio. Finalmente, foi proposto um estimador neural para fornecer a energia da partícula medida pelo Tilecal numa escala linear, removendo os efeitos não lineares inerentes à não compensação ($e/h \neq 1$). Ao mesmo tempo, uma otimização na sua resolução em energia foi efetuada. Uma linearidade de 0,53% foi alcançada, enquanto outros métodos apresentavam linearidade de 1,9%.

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

SIGNAL PROCESSING FOR CALIBRATION, TESTING AND ENERGY
ESTIMATION OF A HIGH SPEED SCINTILLATING CALORIMETER

Paulo Vitor Magacho da Silva

July/2007

Advisor: José Manoel de Seixas

Department: Electrical Engineering

For a calorimetry system, used in particle collisions experiments to measure the incoming particle energy, several steps are necessary to assure that the calorimeter is working within the project parameters. In this work, an analysis was made for the ATLAS scintillating tiles calorimeter, Tilecal. The calibration is the first step and uses particle beams with controlled nominal energy. However, the beam presents contamination from other particles, which makes the calibration analysis harder. Thus, an online neural network running during the event acquisition is proposed to identify the contamination and to allow the removal of such events. An agreement of 98.9% between classical methods of classification and the neural network was achieved. After the calibration, the readout electronics of the Tilecal modules can be certified and the detector is commissioned. Therefore, a test system for certifying the readout electronics was developed. A second test system was also created to perform the commissioning of the detector. This system was designed to be automatic, efficient and easy to use. Finally, a neural estimator was proposed to provide the energy of the incoming particle measured by the Tilecal in a linear scale, removing the non-linear effect of non-compensation ($e/h \neq 1$). At the same time, an optimization of the energy resolution was performed. A linearity of 0.53% was achieved, while other methods presented linearity of 1.9%.

Sumário

Agradecimentos	iii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Trabalho Proposto	5
1.3 Organização do Texto	6
2 O Ambiente de Alta Energia e o ATLAS	8
2.1 CERN e o LHC	9
2.2 ATLAS	10
2.3 Sistema de Validação	13
2.4 Sistema de Aquisição	14
2.5 Sistema TTC	16
2.5.1 Módulos TTC	17
3 Tilecal: Calorímetro Hadrônico	19
3.1 Especificações	19
3.2 Cadeia Eletrônica de Leitura	21
3.2.1 Parte Óptica	22
3.2.2 Parte Analógica	24
3.2.3 Parte Digital	26
4 Calibração do Tilecal: Remoção <i>online</i> de Impurezas	30
4.1 Motivação	34
4.1.1 Contaminação do Feixe	36
4.2 Objetivos	36

4.3	Arranjo Experimental	37
4.4	Sistema Neural	39
4.4.1	Metodologia	41
4.4.2	Implementação	43
4.5	Métodos Clássicos em Calorimetria	46
4.6	Medidas de Concordância	55
4.7	Resultados do Classificador Neural	57
4.7.1	Separação Píon-Múon	58
4.7.2	Separação Elétron-Píon-Múon	60
5	Sistema para Testes e Comissionamento do Tilecal	69
5.1	Motivação	70
5.2	Testes na Superfície	71
5.2.1	Implementação	72
5.2.2	Testes Desenvolvidos	74
5.3	Sistema MobiDAq	80
5.3.1	Arquitetura e Implementação	82
5.3.2	Testes Desenvolvidos e Resultados	83
5.3.3	Automação dos Testes	90
5.3.4	Comissionamento com Raios Cósmicos	92
6	Estimação Neural de Energia	94
6.1	Introdução	95
6.2	Compensação <i>Offline</i>	98
6.3	Estimadores Neurais	101
6.4	Ambiente Experimental	103
6.5	Análise dos Dados sem Correção	104
6.5.1	Cortes efetuados	105
6.5.2	Resultados	107
6.6	Método H1 para o Tilecal	111
6.6.1	Implementação e Resultados	112
6.7	Estimador Neural para o Tilecal	115
6.7.1	Projeto do Estimador Neural	115

6.7.2	Implementação	116
6.7.3	Treinamento com Alvo Nominal	118
6.7.4	Resultados - Alvo Nominal	120
6.7.5	Treinamento com Alvo Estocástico	121
6.7.6	Resultados - Alvo Estocástico	124
6.7.7	Método H1 × Rede Neural	129
7	Conclusões	133
7.1	Trabalhos Futuros	137
	Referências Bibliográficas	139
A	Trabalhos publicados	149

Lista de Figuras

2.1	O detector ATLAS.	11
2.2	Sistema TTC contido em um <i>crate</i> VME.	17
3.1	Região central (barril) e regiões adjacentes (barril estendido) do Tilecal.	20
3.2	Foto de um módulo da região central do Tilecal.	21
3.3	Diagrama da cadeia eletrônica do Tilecal.	23
3.4	Esquema de funcionamento de um foto-multiplicador.	24
3.5	Diagrama de blocos da placa 3em1.	26
3.6	Torres de leitura formadas por seções de $0,1\eta$, sendo η o ângulo de incidência no calorímetro.	27
3.7	Diagrama de blocos de um canal de um digitalizador.	28
4.1	Arranjo experimental utilizado durante testes com o classificador neural <i>online</i> em feixes de partículas.	39
4.2	Sistema de aquisição com o emulador de ROD.	40
4.3	Sistema neural incorporado ao sistema ROD.	41
4.4	Implementação da metodologia de classificação.	44
4.5	Diagrama interno do sistema neural.	45
4.6	Feixe de píons de 100 GeV com múons de contaminação.	48
4.7	Distribuição de múons de 180 GeV com a aproximação feita (ver texto).	49
4.8	Distribuições de energia de píons e elétrons em um feixe de elétrons de 180 GeV, para ângulos de incidência η igual a -0,35 (acima) e igual a -0,45 (abaixo).	51
4.9	Distribuição de energia de píons e elétrons na terceira camada do Tilecal.	52

4.10	Energia depositada nos módulos adjacentes, para um feixe de elétrons de 180 GeV, após a aplicação dos dois primeiros cortes clássicos (ver texto).	53
4.11	Diferença percentual de energia, após a aplicação dos três primeiros cortes clássicos (ver texto).	54
4.12	Valores de MOP para diferentes valores de energia	59
4.13	Saída da rede neural para um feixe de píons de 350 GeV.	61
4.14	Diferença entre as saídas do classificador neural, para a separação de píons, múons e elétrons, para um feixe de elétrons de 180 GeV.	63
4.15	Histograma com eventos em concordância e discordância para a classificação de elétrons pelo estimador neural para um feixe de elétrons de 180 GeV.	65
4.16	Distribuições de elétrons de 180 GeV, identificadas pelo método clássico (acima) e pelo método neural (abaixo), após a inclusão da informação de vazamento lateral.	68
5.1	Foto do sistema de teste portátil da super-gaveta do Tilecal.	73
5.2	Fluxo do teste de comunicação (TTC/CAN) com as super-gavetas.	76
5.3	Sinal de saída para os 24 primeiros canais da super-gaveta do Tilecal.	77
5.4	Resumo do pedestal médio obtido para cada canal (placa <i>3em1</i>) e desvio padrão do pedestal.	78
5.5	Esquema da conversão feita pela placa usada para leitura das saídas dos somadores.	84
5.6	Esquema de funcionamento do teste no sistema digital da cadeia eletrônica de leitura do Tilecal.	87
5.7	Valor médio do pedestal para os canais de uma super-gaveta eletrônica.	88
5.8	Ruído de alta frequência para as saídas de alto ganho (a) e de baixo ganho (b).	89
5.9	Pulsos obtidos da injeção de carga no sistema de calibração após a digitalização.	91
5.10	Imagem do ambiente gráfico do DVS em operação.	93

6.1	Arranjo experimental utilizado nos testes com feixes para o estimador neural.	104
6.2	Distribuição de um feixe de 180 GeV com respectiva aproximação gaussiana.	105
6.3	Posição medida por uma câmara de fios para um feixe de 80 GeV. Sem cortes (a) e com cortes (b)	107
6.4	Distribuição do sinal medido por um dos cintiladores após corte para um feixe de 80 GeV.	108
6.5	Gráfico de linearidade obtido dos dados sem correção.	110
6.6	Gráfico de resolução em energia obtido dos dados sem correção. . . .	111
6.7	Agrupamento de células usado para formar o vetor de entrada do estimador neural.	117
6.8	Fator de escala (a) e fator fixo (b) obtidos da aproximação na resolução em energia em função do parâmetro β	125
6.9	Valor de χ^2 (a) e de linearidade (b) em função do parâmetro β	126
6.10	Gráfico de linearidade obtido pelo estimador neural (treinamento com alvo estocástico).	128
6.11	Gráfico de resolução obtido pelo estimador neural (treinamento com alvo estocástico).	129
6.12	Gráfico comparativo de linearidade dos três métodos apresentados. . .	131
6.13	Gráfico comparativo de resolução em energia dos três métodos apresentados.	132

Lista de Tabelas

4.1	Tabela com os valores dos cortes usados na separação de múons de contaminação em um feixe de píons de 180 GeV.	49
4.2	Tabela com os valores dos cortes usados na energia medida pelos módulos adjacentes (vazamento lateral).	52
4.3	Tabela com os valores dos cortes usados na diferença de energia. . . .	54
4.4	Matriz de confusão entre dois classificadores para três classes.	56
4.5	Matriz de confusão entre o método neural e método clássico para um feixe de elétrons de 180 GeV e ângulo η igual -0.35.	64
4.6	Tabela de concordâncias entre o método neural e o método clássico. .	64
4.7	Matriz de confusão entre o método neural e o método clássico para η igual -0.35, após a adição da informação de energia de vazamento lateral.	66
4.8	Tabela de concordâncias entre o método neural e o método clássico, após a adição da informação de energia de vazamento lateral.	67
4.9	Tabela com os valores da constante de calibração para um feixe de 180 GeV.	68
6.1	Parâmetros obtidos após a aproximação gaussiana para a estimação pela soma linear, para um ângulo $\eta = -0,35$	109
6.2	Tabela com os valores de resolução em energia para cada feixe, para um ângulo $\eta = -0,35$	109
6.3	Tabela comparativa de resolução em energia obtida pelos método H1 e soma linear.	113
6.4	Tabela com os valores de linearidade obtidos pelas redes neurais treinadas com alvo nominal.	120

6.5	Tabela com os valores dos parâmetros de resolução em energia obtidos pelas redes neurais treinadas com alvo nominal.	121
6.6	Tabela com os valores médio das distribuições de energia estimada pela soma linear.	123
6.7	Parâmetros obtidos após a aproximação gaussiana nas distribuições da saída estimador neural, para $\alpha = 0,3$ e $\beta = 0,6$	127
6.8	Tabela com os valores de resolução em energia fornecidos pelo estimador neural, para $\alpha = 0,3$ e $\beta = 0,6$	127
6.9	Tabela com valores de linearidade para os três métodos (vide texto). .	130
6.10	Tabela com os valores dos parâmetros de resolução em energia para os diversos métodos (vide texto).	130

Capítulo 1

Introdução

Em qualquer sistema de instrumentação eletrônica, a técnica de medição feita pelos sensores ou transdutores e o condicionamento dos sinais elétricos têm um papel de grande importância. Atualmente cresce a demanda por sistemas mais rápidos de medição, que forneçam uma medida acurada dos fenômenos em observação. Contudo, nem sempre se consegue atingir as especificações de velocidade e acuidade simultaneamente, ao longo de uma larga faixa dinâmica, de tal modo que um compromisso entre esses requisitos de projeto deve ser alcançado, apresentando desafios para o desenvolvimento de tais sistemas.

A qualidade das medidas, muitas das vezes, pode ser limitada pelo ruído inerente ao sistema de instrumentação. Logo, sistemas com boa relação sinal-ruído devem ser desenvolvidos. Eventualmente, tais sistemas se tornam mais caros e podem vir a fornecer uma resposta muito lenta à excitação de entrada.

A quantidade de canais a serem observados em sistemas atuais vem crescendo rapidamente e influi na velocidade de processamento. Tais canais podem ser segmentados e técnicas de processamento paralelo podem ser aplicadas.

Em casos onde há um número elevado de dimensões no espaço original de entrada, a compactação da informação pode ser necessária. Compactação sem perda ou com perda podem ser aplicadas, dependendo das aplicações. Assim, a busca por uma informação compacta e relevante pode ser essencial.

Durante a medição de processos físicos, podem aparecer eventos *outsiders* de ruído de fundo do processo de medição, nem sempre facilmente detectáveis, que não devem ser considerados na estatística. Esses eventos de contaminação da amostra

estatística da medida precisam ser identificados de forma *online* ou *offline*, dependendo da aplicação.

Durante o processamento rápido feito na aquisição, os *outliers* devem ser identificados e mantidos para futuras análises, pois podem ser eventos que contém uma informação nova sobre o processo físico.

Outro desafio nas medições feitas pelos sistemas de instrumentação é a não linearidade que pode estar associada à técnica de medição e à implementação do sistema. Quando essa não linearidade não pode ser tolerada, algoritmos capazes de compensar seus efeitos precisam ser desenvolvidos.

Os sistemas de instrumentação e medição devem estar sempre calibrados e certificados para obtermos uma boa acurácia da medida. Dependendo da complexidade destes sistemas, testes de calibração e certificação podem exigir grande elaboração. Se o número de canais de medição for elevado, diferentes técnicas podem vir a ser requeridas e haverá requisitos restritos de inter-calibração dos canais.

1.1 Motivação

Experimentos em Física de Partículas de Altas Energias vêm se caracterizando pelo enorme desafio em termos de tecnologia de detectores, verdadeiros laboratórios de instrumentação, aquisição de dados e processamento de sinais.

Esses experimentos requerem que uma grande quantidade de canais, que chegam facilmente a milhões de canais, sejam observados, cobrindo-se uma faixa dinâmica de três ordens de grandeza. Experimentos modernos de colisões de partículas utilizam altas taxas de eventos, necessitando de alta velocidade no processamento da informação gerada.

Um dos colisionadores em Física de Partículas com especificações bastante ambiciosas é o LHC (*Large Hadron Collider*) um colisionador de partículas que atualmente se encontra em construção no CERN, Organização Européia para a Pesquisa Nuclear, localizado na Suíça. Os colisionadores de partículas são muito empregados na área de pesquisa de física de partículas, pois proporcionam o estudo das propriedades mais básicas da matéria, permitindo a confirmação ou não de teorias e, eventualmente, revelando novos processos físicos. Quanto menores as partículas

procuradas, mais energia é necessária do colisionador e maiores são os detectores. O LHC irá colidir prótons com energia altíssima, da ordem de 14 TeV, com um período bastante curto de 25 ns. A cada colisão serão geradas em média 25 partículas, criando uma taxa de eventos de 1 GHz no LHC. A essa taxa, mais de 1 terabyte de informação por segundo será gerado.

A medição dos canais físicos de interesse é feita por detectores posicionados ao redor dos pontos de colisão. No caso do LHC, um desses detectores é o ATLAS (*A Thoroidal LHC ApparatuS*). O ATLAS é composto por vários subdetectores especializados e apresenta todos os desafios de instrumentação explicitados anteriormente: alta taxa de eventos, grande número de canais, baixo ruído, precisão e acurácia, e integração entre os subdetectores.

O primeiro grande desafio desse experimento de colisão de partículas é a aquisição da informação gerada pelas interações físicas com os subdetectores. A quantidade de canais, de forma geral, é bastante elevada totalizando facilmente centenas de milhares e até milhões de canais de leitura.

A forma desenvolvida para realizar a leitura dessa quantidade de informação foi a segmentação dos detectores em partes independentes que poderiam ser lidas por cadeias de aquisições em paralelo. Essa divisão é chamada de partição. Cada um dos subdetectores é dividido em números diferentes de partições de acordo com a complexidade de cada um.

Outro sistema importante em um detector como o ATLAS é o sistema de validação. Esse sistema fica encarregado de identificar, observando as informações fornecidas pelos vários subdetectores, se o evento ocorrido é de interesse. No ATLAS, esse sistema foi projetado de forma distribuída para poder lidar com as altas taxas de eventos e a grande quantidade de canais presentes no experimento. Algumas das vezes, a compactação da informação proveniente dos subdetectores é utilizada para reduzir o número de dimensões, principalmente nos sistemas que trabalham na taxa máxima do experimento. O sistema de validação é flexível, permitindo que diferentes canais físicos de interesse possam ser escolhidos a partir de uma lista.

Um dos sistemas de detecção que compõem o ATLAS é o calorímetro. O calorímetro é um detector que possui papel muito importante, realizando a medição da energia da partícula incidente. No caso do ATLAS, essa medição é feita para

uma grande faixa dinâmica, com valores de energia que variam em três ordens de magnitude, indo de MeV a TeV, o que significa uma resolução de 10 bits.

Os calorímetros, de forma geral, não são lineares para todas as partículas e em toda a faixa dinâmica. Essa não linearidade é intrínseca a construção dos calorímetros e deve ser corrigida. Para tal, estimadores de energia são empregados. Outra característica essencial dos calorímetros é a resolução em energia. Em geral, os calorímetros apresentam uma resolução em energia que melhora com o aumento da energia da partícula incidente. Essa característica é crucial, pois os eventos de interesse se encontram no espectro de energia mais elevada.

Dentro do sistema de calorimetria do ATLAS, encontra-se o Tilecal, um calorímetro hadrônico de telhas cintilantes. Ele é um detector altamente segmentado, possuindo cerca de 10000 canais de leitura. O processamento das informações provenientes do Tilecal deve ser feito de forma rápida para acompanhar as taxas elevadas do LHC.

O processamento das informações dos diversos subdetectores do ATLAS deve ser robusto para lidar com possíveis falhas nos componentes. Os componentes eletrônicos, presentes nos detectores, devem também ser resistentes a radiação e campos magnéticos. Contudo, por causa dessas influências, os componentes podem apresentar flutuações na resposta ao longo do tempo, podendo inclusive apresentar falhas irre recuperáveis.

Logo, após a construção, uma certificação minuciosa dos diversos subdetectores e das suas interconexões deve ser feita para garantir o funcionamento dentro do padrão antes das primeiras colisões.

Outra tarefa de grande importância é a calibração do sistema de calorimetria. Essa calibração é necessária para extrair parâmetros que confirmem o bom funcionamento do detector e permitam fornecer uma medida mais acurada e precisa possível.

Uma das técnicas usadas na calibração é a utilização de feixes de diferentes partículas. Esses feixes são gerados com valores de energia pré-estabelecidos. Dessa maneira, é possível correlacionar a energia medida pelo calorímetro e a energia real da partícula. Dessa correlação, podemos extrair os parâmetros de calibração.

Os feixes gerados no CERN para os períodos de testes para calibração não

são puros. Apresentam partículas diferentes daquela que foi originalmente especificada. Essa contaminação dificulta a análise de calibração, além de tornar necessário um maior tempo de aquisição para alcançar a quantidade de eventos da partícula desejada. A contaminação pode alcançar valores, dependendo do tipo de partícula que se deseja observar e da sua energia, maiores do que 50%.

Técnicas de classificação são utilizadas para realizar a identificação dos eventos de contaminação. A classificação pode ser feita *offline* nos dados já adquiridos ou *online* durante a aquisição dos eventos. Esta última tem a vantagem de poder rejeitar os eventos de contaminação, reduzindo a quantidade de dados armazenados e o tempo de aquisição, e tornando a análise *offline* de calibração mais fácil.

1.2 Trabalho Proposto

Nesse trabalho, desenvolvem-se técnicas de processamento de sinais para a calibração e certificação do calorímetro Tilecal e um estimador neural de energia, visando melhorar o desempenho do detector, com inerente correção da sua não linearidade.

A calibração é o ponto inicial do trabalho. Os dados utilizados foram obtidos de testes com feixe de partículas com o Tilecal. Durante esses testes, um classificador neural *online* de partículas foi desenvolvido. Os feixes gerados não são puros e partículas de contaminação estão sempre presentes ao longo dos procedimentos de calibração. Essas partículas de contaminação são indesejadas, pois a maior parte das análises dos dados com o Tilecal é feita com conjuntos de dados com apenas um tipo de partícula.

Atualmente, análises *offline* são realizadas para identificar os eventos de contaminação e retirá-los do conjunto de dados. Nesse tipo de análise, são usadas diferentes metodologias, dependendo da energia da partícula. Um processamento *online* pode ser utilizado para realizar a identificação da contaminação durante a aquisição dos dados, permitindo que tais eventos sejam rejeitados.

O classificador neural foi projetado para fornecer a identificação da partícula incidente de forma *online*, e uma mesma metodologia pode ser usada em toda a faixa dinâmica do detector. Métodos clássicos, baseados em cortes de energia, foram

usados para avaliar o funcionamento do sistema neural, certificando a eficiência de detecção ao nível de 98,9%.

Uma certificação do sistema eletrônico e óptico do Tilecal é feita para garantir a performance de medição do detector. Foi desenvolvido o sistema AHAB, um sistema móvel de testes. Ele foi usado para testar a eletrônica do detector com os módulos do Tilecal que ainda não estavam na sua posição final, dentro da caverna do ATLAS a 70 m de profundidade.

Outro sistema de teste foi desenvolvido, o MobiDAQ (*Mobile Data Acquisition*) Esse sistema tinha como finalidade, além de certificar a eletrônica do detector, comissionar os módulos do Tilecal na sua posição final. O comissionamento é realizado para testar toda a cadeia de aquisição e não somente a eletrônica do Tilecal, considerando cabos, fibras óticas e fontes de alimentação, preparando o detector para sua operação dentro do experimento.

Finalmente, desenvolveu-se um estimador neural de energia, capaz de corrigir as não linearidades da resposta em energia do detector e melhorar a resolução em energia. O estimador foi projetado para operar na faixa dinâmica de 20 GeV até 400 GeV. Os resultados obtidos são comparados a outros métodos de reconstrução em energia, com os mesmos dados experimentais.

1.3 Organização do Texto

Veremos o ambiente onde este trabalho está inserido, a calibração do Tilecal, a certificação do sistema eletrônico e comissionamento e, por fim, o estimador neural.

No Capítulo 2, será dada uma introdução ao ambiente de Física de Alta Energia. O LHC e de um dos seus detectores, o ATLAS, serão apresentados mais detalhadamente. Em seguida, no Capítulo 3, será apresentado o calorímetro Tilecal, fonte dos dados usados nesse trabalho. As suas características e o seu sistema eletrônico de aquisição serão explicitados.

No Capítulo 4, o classificador neural *online* de partículas será descrito, com a sua integração no sistema de aquisição e seus resultados. Os métodos clássicos de separação e as medidas de concordância usadas serão explicitados. No Capítulo 5, serão apresentados os sistemas desenvolvidos para teste e comissionamento dos

módulos do Tilecal e de sua eletrônica. Será mostrada a importância dessa comissionamento e o desafio de realizá-la em diversos módulos ao mesmo tempo, devido à grande quantidade de canais no sistema de aquisição do Tilecal.

O Capítulo 6 descreverá o estimador neural de energia aplicado a um conjunto de píons livres de contaminação e os seus resultados. Veremos as figuras de mérito usadas para definir a qualidade da estimação e uma comparação com outro método de estimação da energia medida pelo calorímetro. Finalmente, no Capítulo 7, as conclusões e planos para trabalhos futuros serão apresentados.

No Apêndice, as publicações relacionadas a este trabalho, feitas durante o seu desenvolvimento, serão mostradas.

Capítulo 2

O Ambiente de Alta Energia e o ATLAS

A pesquisa na área de Física de Altas Energias se destina primordialmente à busca de uma maior compreensão das propriedades fundamentais da matéria, sua composição e como seus componentes interagem entre si.

Atualmente, o modelo que melhor descreve as partículas conhecidas e suas interações é chamado Modelo Padrão [1]. Nesse modelo, dois grupos primordiais de partículas são definidos, os férmions e os bósons.

Os férmions são compostos por dois tipos de partículas, até o momento consideradas fundamentais, os quarks e os léptons. Os quarks são encontrados agrupados. O agrupamento dos quarks dá origem aos hádrons. Prótons, nêutrons e píons são alguns exemplos de partículas hadrônicas. Os léptons são partículas pontuais e aparentemente sem estrutura interna. Elétrons, múons e neutrinos são alguns tipos de léptons. Partículas mediadoras são responsáveis pela interação entre os diversos tipos de férmions. Tais partículas são conhecidas como bósons. Entre alguns exemplos de bósons estão o fóton, responsável pela interação eletromagnética e o glúon, responsável pela interação forte, força que mantém os quarks unidos para formar os hádrons.

O Modelo Padrão, no entanto, não se encontra completamente comprovado. Ele deixa em aberto perguntas importantes sobre a origem das massas das partículas elementares e enigmas tais como a fraqueza relativa da gravidade.

A força gravitacional, representada pela partícula chamada de gráviton, ainda

não está completamente modelada. Também não está completa a explicação de porque a força gravitacional é tão mais fraca do que as outras forças. Através do LHC, espera-se recriar condições onde as teorias sendo desenvolvidas em torno da força gravitacional possam ser comprovadas ou não.

Para explicar como uma partícula adquire massa, uma teoria foi formulada por Higgs e prevê que há no Universo um campo onde uma nova partícula, chamada de bóson de Higgs [2], interage e dessa interação aparece a massa. Essa partícula, atualmente, é o alvo de vários experimentos que tentam comprovar a sua existência.

Dentro do ambiente de Física de Partículas destaca-se o CERN, Organização Européia para Pesquisa Nuclear [3], um dos mais importantes centros de pesquisa em Física de Partículas.

2.1 CERN e o LHC

O CERN é um centro de pesquisas localizado em Genebra, Suíça, que possui colaboração com países do mundo inteiro. No CERN, é realizada pesquisa em ciência básica com o intuito de aprofundar o conhecimento humano do Universo e seus componentes. Porém, tais pesquisas mantêm um laço forte com setores da indústria, para que suas descobertas e avanços tecnológicos possam ser disponibilizados a todos. Um exemplo clássico é a WWW ou *World Wide Web*, desenvolvida por Tim Berners-Lee no CERN.

Uma das formas mais utilizadas pelo CERN e outros centros de pesquisa no aprofundamento do conhecimento da estrutura da matéria é a utilização de aceleradores e colisionadores de partículas. Acelerando-se partículas a altas energias e depois fazendo-as colidir, é possível observar novas partículas ou comprovar teorias ao analisarem-se os subprodutos das colisões.

O mais novo acelerador do CERN é o LHC, *Large Hadron Collider* [4], que está em fase de construção e deverá entrar em operação no final de 2007. O LHC é um acelerador e colisionador próton-próton com 27 km de perímetro. A energia no centro de massa deve atingir 14 TeV. Tais níveis de energia nunca foram alcançados anteriormente. Os prótons acelerados pelo LHC alcançarão 99,9999991% da velocidade da luz. Espera-se que o LHC seja capaz de reproduzir as condições existentes

no Universo apenas 10^{-12} s após o Big Bang, a grande explosão que supostamente teria dado origem ao Universo.

Os feixes de prótons acelerados pelo LHC serão feitos colidir a uma taxa de 40 MHz, através do cruzamento, em pontos específicos, de dois feixes que circulam no acelerador com direções opostas. A cada um desses cruzamentos, aproximadamente 25 colisões são esperadas. Logo, a taxa de eventos pode atingir 1 GHz nos pontos de colisão do LHC. Com isso, durante a operação a pleno vapor, a luminosidade, isto é, o número de partículas por unidade de área e por unidade de tempo, será igual a $10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$.

Para analisar as partículas decorrentes das colisões, detectores enormes vêm sendo desenvolvidos para se situarem ao redor dos pontos de colisão do LHC. Quatro grandes detectores irão compor o sistema de detecção do LHC, sendo eles: ATLAS [5], CMS [6], ALICE [7] e LHCb [8]. Os dois primeiros detectores são chamados de uso geral, pois são capazes de analisar um amplo espectro de canais físicos, enquanto que o ALICE e LHCb têm funções mais restritas.

O trabalho desenvolvido está inserido numa colaboração entre a UFRJ e o experimento ATLAS, através do intercâmbio de estudantes, de tecnologia e de dados.

2.2 ATLAS

O ATLAS [5], posicionado em um dos pontos de colisão do LHC, objetiva ajudar na descoberta de novas partículas e na confirmação de teorias formuladas. Usando subdetectores altamente segmentados e especializados, ele se posiciona ao redor de um dos pontos de colisão do LHC e realizará medidas das propriedades das partículas geradas após as colisões.

Ele é fruto de uma colaboração entre mais de 35 países, incluindo o Brasil, e de mais de 150 institutos de pesquisas e universidades. A Figura 2.1 traz um esquema do ATLAS com os seus subdetectores. Ele possui um formato cilíndrico para cobrir totalmente o ponto de colisão, com 22 m de diâmetro e 44 m de largura.

Calorímetros são um dos subdetectores que fazem parte do ATLAS. Eles têm um papel fundamental, pois são encarregados de medir a energia das partículas geradas pelas colisões.

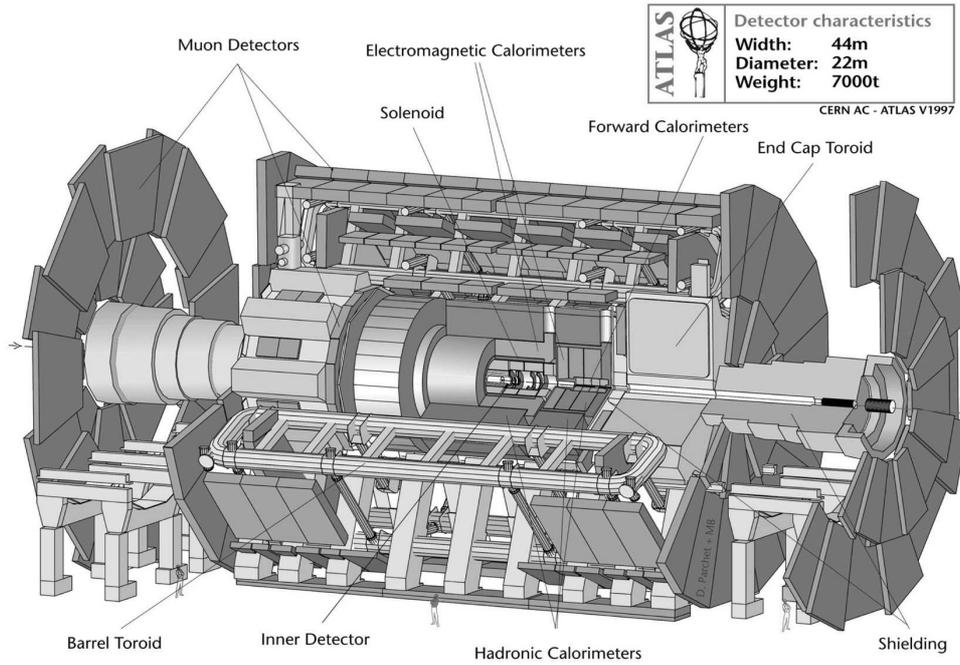


Figura 2.1: O detector ATLAS.

Os calorímetros empregados na montagem do ATLAS são calorímetros de amostragem [9], que intercalam uma parte de material ativo com outra de material passivo. Apenas uma fração da energia total da partícula é transformada em sinal mensurável.

O sistema de calorimetria do ATLAS foi subdividido em dois grupos, com funções diferentes. O primeiro grupo é formado por calorímetros eletromagnéticos, que têm como função primordial a medição da energia de partículas eletromagnéticas, tais como elétrons e fótons. O segundo grupo é formado por calorímetros hadrônicos, que são usados para medir a energia de partículas hadrônicas, tais como, prótons e píons.

Detectores de traço fazem parte de outra categoria de detectores do ATLAS. Eles são posicionados na região mais interna do ATLAS e são responsáveis pela determinação da direção das partículas, o vértice (ponto inicial do decaimento das partículas) e o momento, caso a partícula seja eletricamente carregada. Esses detectores devem operar em condições altamente adversas, onde os maiores níveis de radiação serão observados e dentro de um campo magnético 100.000 mais forte do que o campo magnético da Terra, devido a sua localização mais interna no ATLAS.

Eles possuem uma alta segmentação, fornecendo uma informação de posição com resolução da ordem de 10^{-6} m, sendo os detectores com o maior número de canais do ATLAS.

Por último, existem os detectores de múons colocados na área externa do ATLAS e encarregados de detectar a passagem de múons gerados pelas colisões. Múons são partículas extremamente penetrantes, que deixam apenas uma pequena fração da sua energia no sistema de calorimetria do ATLAS.

Devido às altas taxas do experimento e à quantidade de informação gerada por seus subdetectores a cada colisão, o processamento e a detecção de eventos de interesse são grandes desafios em termos de instrumentação eletrônica e processamento de sinais.

Os eventos de interesse são raros e precisam ser identificados dentre a grande quantidade de eventos gerados pelo ATLAS e seus diversos subdetectores, através do processamento de mais de 140 milhões de canais, distribuídos em 1600 *links* de leitura.

Cada evento produzido pelo ATLAS ocupa um espaço de 1,5 Mbytes. Na taxa do experimento de 40 MHz seria necessário 1 Pbyte (10^{15} bytes) por segundo para armazenar as informações geradas. É impossível armazenar essa quantidade de informação. Logo, uma redução da taxa de eventos deve ser feita, filtrando os eventos que não são de interesse e mantendo apenas aqueles que possam trazer informações novas sobre as propriedades da matéria. Isso é feito pelo Sistema de Aquisição e Validação do ATLAS (*Trigger and DAq System*) [10].

O sistema de aquisição e validação é controlado por um sistema desenvolvido para todos os detectores do LHC, chamado de TTC [11] (*trigger, timing and control*), ou, validação, sincronismo e controle.

Os sistemas de aquisição, de validação e TTC são de extrema importância para entendermos o funcionamento do ATLAS e as aplicações apresentadas nesse trabalho.

O detector ATLAS apresenta condições desafiadoras para a realização da leitura dos dados gerados pelas colisões das partículas. As altas taxas de eventos e o grande número de canais de leitura demonstram a complexidade que o sistema de leitura deverá enfrentar. Além disso, a raridade dos eventos de interesse tornam

a tarefa ainda mais árdua, pela necessidade de uma filtragem cuidadosa para que eventos importantes não sejam perdidos.

Uma solução em níveis foi desenvolvida pela colaboração [12]. Nessa solução, os dados ficam retidos em cada nível e somente os eventos selecionados são enviados para o nível seguinte [12, 13]. Através de algoritmos de filtragem, a taxa a cada nível vai sendo diminuída e a filtragem vai ficando cada vez mais criteriosa e meticulosa.

Dois sistemas foram desenvolvidos para realizar a leitura dos dados dos subdetectores do ATLAS. O sistema de aquisição fica encarregado do condicionamento e do fluxo dos dados digitais e o sistema de validação faz a filtragem dos eventos.

Uma redução de duas ordens de grandeza na taxa de aquisição foi projetada para cada nível no sistema de aquisição e validação do ATLAS.

Parte do sistema de aquisição e validação do ATLAS situa-se nos próprios subdetectores do ATLAS ou sob sua responsabilidade. Logo, para realizar a certificação e calibração do Tilecal, o conhecimento desses dois sistemas é vital.

2.3 Sistema de Validação

O sistema de validação do ATLAS é responsável pela identificação e retirada dos eventos que não são de interesse do fluxo da cadeia de aquisição de dados [10].

O primeiro nível de validação utiliza sinais analógicos gerados pelo hardware dedicado de primeiro nível presente nos subdetectores. Apenas os sistemas de calorimetria e de múons são usados para realizar a filtragem de primeiro nível. Os resultados do sistema de calorimetria e do sistema de múons são combinados, através de um sistema central de controle do primeiro nível chamado de Processador Central de Validação (*Central Trigger Processor, CTP*) [14].

O hardware desenvolvido é capaz de lidar com os dados na taxa máxima do experimento, 40 MHz, pois utiliza uma informação condensada com menos canais de leitura.

Uma outra função importante do primeiro nível de validação é de determinar o momento exato da colisão, para sincronizar a aquisição dos demais subdetectores. Utilizando-se filtros otimizados para os sinais gerados pelos subdetectores [13] para identificar o tempo exato da interação das partículas com o ATLAS e, comparando

com um identificador de cruzamento, BCID (*Bunch Crossing ID*), que faz a contagem de quantos cruzamentos ocorreram, é possível relacionar o valor desse identificador com o evento sendo observado.

O segundo nível de validação utiliza os dados de todos os detectores do ATLAS. Para realizar a tarefa de filtragem, o sistema de validação observa os canais provenientes apenas de algumas regiões dos detectores, pois as partículas geradas após as colisões não ocupam inteiramente o detector ATLAS. Essas regiões são criadas por algoritmos que detectam a presença de um evento e são chamadas de RoI (*Regions of Interest*), ou Regiões de Interesse [15]. Assim, a quantidade de canais analisados nesse nível não é o total de canais do ATLAS.

Por fim, há o terceiro nível de validação, observando todos os subdetectores do ATLAS e todos os seus canais. Esse sistema compreende o EF (*Event Filter*). Nessa fase, uma filtragem mais aprofundada, com capacidade de identificação de partículas, por exemplo, é feita. O sistema de validação, principalmente o primeiro nível, é baseado em cortes que são carregados para o sistema por meio de menus, configuráveis pelo usuário [16].

Um grande desafio do sistema de validação do ATLAS é reduzir drasticamente a taxa final de eventos que serão gravados para análise posterior, e, ao mesmo tempo, garantir que eventos de interesse não serão descartados durante a filtragem dos dados.

Em cada nível do sistema de validação dois sinais são usados. O primeiro são os sinais de aceitação denominados de L1A, L2A e L3A, respectivamente para os primeiro, segundo e terceiro nível. Os sinais de aceitação indicam que os dados referentes ao evento sendo processado deve ser enviado ao nível seguinte da cadeia de aquisição. O segundo é o sinal de ocupado e é fornecido pelo sistema de aquisição, informando que ele não pode aceitar mais eventos, pois sua capacidade máxima de processamento ou de transferência já foram alcançadas.

2.4 Sistema de Aquisição

O paradigma do sistema de aquisição de dados do ATLAS está na capacidade de lidar com a grande quantidade de canais dos subdetectores nas taxas elevadas do

experimento.

Da mesma forma que o sistema de validação, a solução encontrada foi a divisão do sistema de aquisição em níveis e utilização de *pipeline* com memórias temporárias que armazenam os dados até receberem o sinal de aceitação, enviando-os para o nível seguinte de aquisição. Caso o sinal de aceitação não chegue dentro de uma janela de tempo determinada, os dados são descartados.

A taxa final de 200 Hz foi definida como sendo a ideal para conseguir manter os dados de eventos relevantes e permitir que o armazenamento possa ser feito. Essa taxa foi calculada pelo tamanho do evento do ATLAS, de 1,5 Mbytes, e pela taxa máxima de gravação dos dados que é de 300 Mbytes/s.

No primeiro nível, faz parte o primeiro componente do sistema de aquisição, chamado de ROD (*Readout Driver*) que são de responsabilidade dos subdetectores, sendo específicos para cada um deles [17, 18, 19].

Os RODs recebem os dados provenientes dos subdetectores e os enviam para o nível seguinte, após processamento. Os dados só são enviados aos RODs caso o sinal de aceitação de L1A tenha sido enviado pelo sistema de validação aos subdetectores. Nesse nível, a memória temporária fica na eletrônica presente no próprio subdetector. A taxa de operação nominal dos RODs é de 75 kHz, podendo chegar até 100 kHz.

Os eventos adquiridos pelos RODs são enviados ao próximo nível, para o ROS (*Readout System*). Esse sistema contém os ROLs (*Readout Links*) que conectam a saída dos RODs com os ROBs (*Readout Buffers*) [20] que armazenam os eventos até serem lidos pelo nível seguinte. Um ROS contém vários ROLs e ROBs.

Os dados são recebidos e enviados pelos diversos sistemas usando sinais óticos. Placas específicas foram desenvolvidas no CERN para realizar essa tarefa de recepção e envio dos dados, chamadas de S-Link [21].

O segundo nível de aquisição usa a informação de região de interesse fornecida pelo sistema de validação para selecionar os dados daquela região e buscá-los nos ROBs. Esses dados são, então, enviados para o processamento do segundo nível de validação que realiza mais uma filtragem.

Após a filtragem de segundo nível, o sistema de aquisição retira o evento dos ROBs e faz uma montagem num único bloco de dados que contém toda a informação desse evento. Essa montagem é feita pelo EB (*Event Building*), que representa o

terceiro nível de aquisição. Esses eventos são processados pelo terceiro nível de validação, composto pelo EF (*Event Filter*). Os eventos que passam por esse último nível são então armazenados pelo sistema de aquisição para processamento *offline*.

2.5 Sistema TTC

O sincronismo de todos os detectores do LHC e seus respectivos subdetectores assume um papel fundamental na reconstrução do evento de colisão ocorrido. Esse sincronismo permite que as informações obtidas pelos diversos subdetectores presentes nos experimentos do LHC sejam provenientes do mesmo evento. Sem esse sincronismo, todo o funcionamento do LHC não seria possível.

O sistema que realiza essa tarefa é o TTC (*Trigger, Timing and Control*) [11] ou validação, sincronismo e controle. Cada parte desse sistema está conectada ao experimento em níveis diferentes.

Os sinais de sincronismo (*timing*) gerados pelo sistema TTC são enviados a todos os detectores do LHC (ATLAS, ALICE, CMS, LHCb). O sistema de sincronismo utiliza um relógio central de 40 MHz gerado pela máquina principal do LHC e é usado para sincronizar as colisões do feixe de partículas na taxa nominal do experimento de 25 ns. Esse mesmo relógio é usado por todos os detectores do LHC para sincronizar a eletrônica digital à taxa das colisões.

A partir da contagem do número de ciclos do relógio é possível determinar qual colisão deu origem a um determinado evento. Um contador chamado de BCID (*Bunch Crossing Id*), ou identificador de cruzamento, é usado para garantir que o evento sendo adquirido pela eletrônica dos detectores é o mesmo evento visto por todos os detectores.

A parte de validação (*trigger*) é feita separadamente para cada detector do LHC. Os sinais gerados por esse sistema são enviados para o sistema TTC de cada detector que repassa os sinais para os seus subdetectores.

Finalmente, existe a parte de controle (*control*) do sistema TTC. O controle é exercido nos subdetectores. Por ser intimamente ligado aos sistemas desenvolvidos para cada subdetector, o controle é feito de forma diferente por cada um. Contudo, a maior parte do controle e da configuração dos subdetectores é feita utilizando-se o

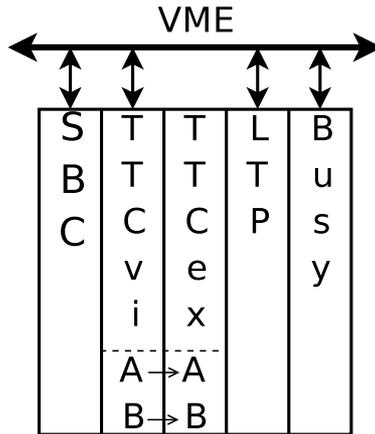


Figura 2.2: Sistema TTC contido em um *crate* VME.

mesmo hardware. O que varia para cada subdetector é a metodologia e os comandos de controle e configuração enviados.

Os módulos que são utilizados pelos subdetectores do ATLAS no sistema TTC seguem o esquema mostrado na Figura 2.2. Apresentaremos apenas alguns desses módulos, em particular, na configuração empregada pelo Tilecal, pois estão diretamente relacionados com o assunto tratado nesse Capítulo.

2.5.1 Módulos TTC

A maior parte dos módulos TTC são placas VME (*VersaModular Eurocard*) [22] que ficarão em *crates* posicionados na caverna do ATLAS. Esses módulos estarão ligados ao relógio central do LHC e ao sistema de validação do ATLAS.

Contudo, como o ATLAS ainda está em fase de construção e comissionamento, essa ligação ainda não está presente. Prevendo esse cenário, tais módulos foram projetados para serem capazes de aceitar ou gerar tais sinais. Dessa maneira, é possível operar esses módulos independentemente do restante do experimento. Essa característica vem sendo explorada para testar individualmente os módulos do Tilecal e a sua cadeia eletrônica de leitura.

Um dos módulos primordiais do sistema TTC nos subdetectores é a placa TTCvi. Esse módulo, durante a operação do ATLAS, ficará encarregado de enviar o sinal de aceitação proveniente do sistema de validação, e os comandos de configuração e controle às gavetas eletrônicas do Tilecal. A placa TTCvi possui dois canais, A e

B. O canal A, de maior prioridade, é usado para enviar os sinais de aceitação e o canal B é usado para enviar os comandos de configuração e controle.

O sinal de aceitação é necessário para que o sistema eletrônico digital do Tilecal envie os dados armazenados nos *buffers* presentes nas super-gavetas ao nível seguinte da cadeia de aquisição. Durante os testes, certificação e calibração dos sub-detectors, esse sinal é gerado por uma lógica independente do sistema de validação do ATLAS. O sinal gerado por essa lógica é enviado à placa TTCvi que repassa esse sinal ao sistema eletrônico do Tilecal.

Os comandos a serem executados pelas super-gavetas são primeiramente enviados à placa TTCvi que formata esses comandos e realiza o controle da comunicação. A placa TTCvi permite que uma memória presente no seu circuito interno armazene comandos a serem enviados repetidamente, com uma frequência de envio fixa. Essa frequência vem de um sinal chamado *orbit*. O período desse sinal é o tempo que uma partícula leva para percorrer toda a circunferência do LHC, aproximadamente 88 ms.

Os sinais gerados pelo TTCvi são enviados para outro módulo chamado TTCex, através de cabos lemo com impedância de 50Ω . Esse módulo é responsável pela transformação do sinal digital elétrico em sinal luminoso para ser enviado aos módulos do Tilecal pelas fibras óticas. Outra função desse módulo é a geração do relógio independente de 40 MHz. O TTCvi também é capaz de gerar um relógio de 40 MHz, contudo ele utiliza o sinal proveniente do TTCex, pois esse módulo está ligado diretamente à gaveta eletrônica do calorímetro permitindo um melhor sincronismo de toda a eletrônica em funcionamento. Existe uma variante do módulo TTCex de menor potência chamado de TTCvx, usado principalmente para testes com apenas uma super-gaveta.

Os sinais de ambos os canais da placa TTCvi são modulados em quadratura [23] antes de serem enviados às super-gavetas nos módulos do Tilecal.

Capítulo 3

Tilecal: Calorímetro Hadrônico

O Tilecal compõe o sistema de calorimetria do ATLAS e é um calorímetro hadrônico de telhas cintilantes, isto é, tem como principal função medir a energia de hádrons (prótons, píons) [24]. Ele é composto por 64 módulos idênticos que são colocados em um formato de barril cobrindo completamente a região central do ponto de colisão, e dois grupos de 64 módulos cada, menores do que os anteriores, também em formato de barril, que serão posicionados um de cada lado do barril central [25].

O Tilecal apresenta essa configuração com regiões separadas para permitir que cabos e serviços possam passar para os detectores que estão nas áreas mais internas do ATLAS, como o calorímetro eletromagnético e os detectores de traço. Na Figura 3.1, podemos ver as regiões do calorímetro.

3.1 Especificações

Cada módulo do Tilecal é composto por um material inerte, no caso ferro, que absorve a maior parte da energia da partícula incidente, e um material ativo. Para o Tilecal, telhas cintilantes foram escolhidas como material ativo. Elas amostram a energia da partícula que incide no calorímetro e transformam em sinal luminoso tal interação [26].

O sinal luminoso é transportado por duas fibras ópticas acopladas no topo e em baixo de cada telha. As fibras ópticas são agrupadas de acordo com a região à qual pertencem, criando assim células de leitura dentro do calorímetro. O conjunto

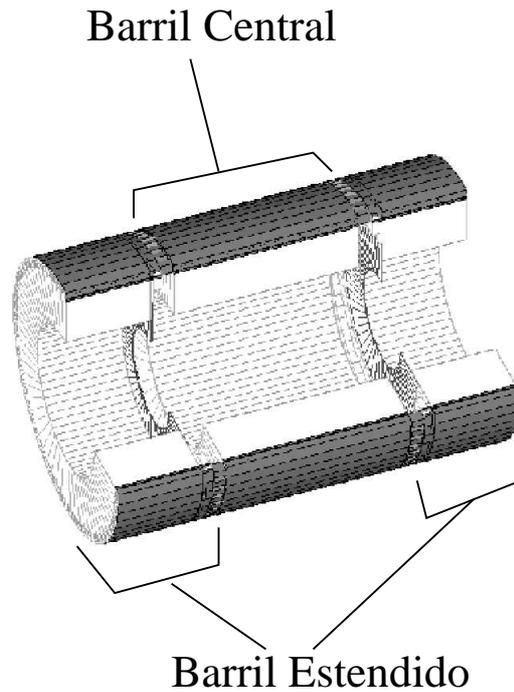


Figura 3.1: Região central (barril) e regiões adjacentes (barril estendido) do Tilecal.

de fibras ópticas transporta o sinal luminoso a um único tubo foto-multiplicador [27] que transforma o sinal luminoso em sinal elétrico, que depois é lido pela eletrônica do detector.

Logo, cada célula de leitura possui dois conjuntos de fibras ópticas, um pertencendo às fibras posicionadas no topo das telhas cintilantes e outro pertencente às fibras da parte inferior. Dessa maneira, uma redundância na leitura de energia proveniente do calorímetro é criada.

Na Figura 3.2, temos um módulo real da região central do barril, antes da colocação das fibras ópticas nas telhas, sendo possível ver as delimitações das células do detector.

Além da divisão em células, o Tilecal apresenta uma segmentação longitudinal em três camadas. Para um módulo da região do barril, a primeira camada é composta por 20 células de leitura, a segunda camada por 18 células e a última camada por 7 células, totalizando 45 células de leitura e 90 canais.

O módulo da região do barril estendido tem 5 células na primeira camada, 6 células na segunda camada e 3 células na terceira camada, totalizando 14 células e 28 canais de leitura. Logo, o Tilecal apresenta 9344 canais de energia a serem lidos

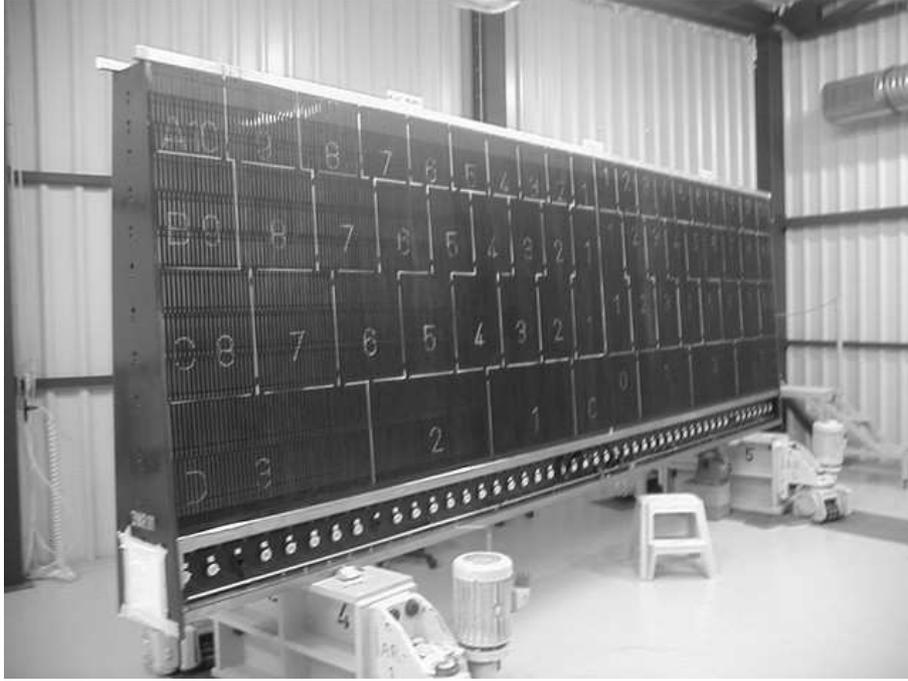


Figura 3.2: Foto de um módulo da região central do Tilecal.

pelo sistema de aquisição.

A performance da resposta em energia de um calorímetro depende primordialmente da sua composição e da tecnologia empregada na sua construção. Contudo, o sistema eletrônico de leitura dos sinais gerados pelo mesmo também possui um papel fundamental. Um projeto cuidadoso deve ser feito para o sistema eletrônico de leitura não ser um fator limitante da performance do calorímetro. A eletrônica de leitura e controle presente no Tilecal é testada exaustivamente para garantir que a resposta em energia do detector estará dentro do esperado.

3.2 Cadeia Eletrônica de Leitura

A eletrônica que se situa dentro dos módulos do Tilecal é crucial no desempenho do calorímetro. Ela seguiu parâmetros rígidos para que pudesse ser rápida e precisa o suficiente para lidar com a quantidade de canais provenientes do calorímetro e com as taxas do detector que podem alcançar até 1 bilhão de eventos por segundo, com taxa de colisão de 25 ns.

Após o sinal luminoso resultante das interações físicas ter sido transformado em sinal elétrico pelos tubos foto-multiplicadores (*PMT - PhotoMultiplier Tubes*),

ele é lido pela eletrônica do Tilecal [25].

A eletrônica do Tilecal fica posicionada numa estrutura metálica de aproximadamente 3 metros, dividida em duas seções. Cada uma das seções é chamada de gaveta e as duas, quando reunidas, é chamada de super-gaveta. Os módulos do Tilecal situados na região central do cilindro, por serem maiores, são equipados com duas super-gavetas cada, e os módulos da região externa do cilindro são equipados com apenas uma super-gaveta cada. Com essa configuração, são necessárias 256 super-gavetas para equipar completamente todos os módulos do Tilecal.

O sistema eletrônico pode ser subdividido funcionalmente em três grupos distintos: óptico, analógico e digital. Na Figura 3.3, podemos ver um diagrama que mostra essa divisão com os principais circuitos envolvidos na cadeia de leitura eletrônica do Tilecal. Cada componente será explicitado nas subseções a seguir e em Capítulos posteriores.

3.2.1 Parte Óptica

A parte óptica é composta pelos tubos foto-multiplicadores [27] e pelo seu circuito de alimentação.

Os tubos foto-multiplicadores são dispositivos capazes de transformar sinal luminoso em sinal elétrico [27]. A sua utilização permitiu que materiais que interagem com as partículas produzindo luz pudessem ser empregados na área de física de partículas. Os tubos foto-multiplicadores possuem uma grande vantagem em relação a outros dispositivos posteriormente desenvolvidos, pois a sua amplificação é feita com uma razão sinal-ruído muito difícil de ser superada.

Os tubos foto-multiplicadores possuem três componentes básicos para realizar essa transformação: o catodo, o ânodo e os dinodos.

O catodo possui uma voltagem negativa e um material extremamente foto-sensível que absorve a luz e a transforma em elétrons. Os elétrons são acelerados em direção ao ânodo por conta da diferença de potencial, que cria um campo elétrico dentro do foto-multiplicador. No caminho, estes elétrons se chocam com os dinodos que estão progressivamente a potenciais mais altos, e cada um destes elétrons desloca aproximadamente 4 novos elétrons, que são acelerados até o próximo dinodo. Dessa maneira, se um foto-multiplicador possui 10 estágios, isto é, 10 dinodos, um ganho

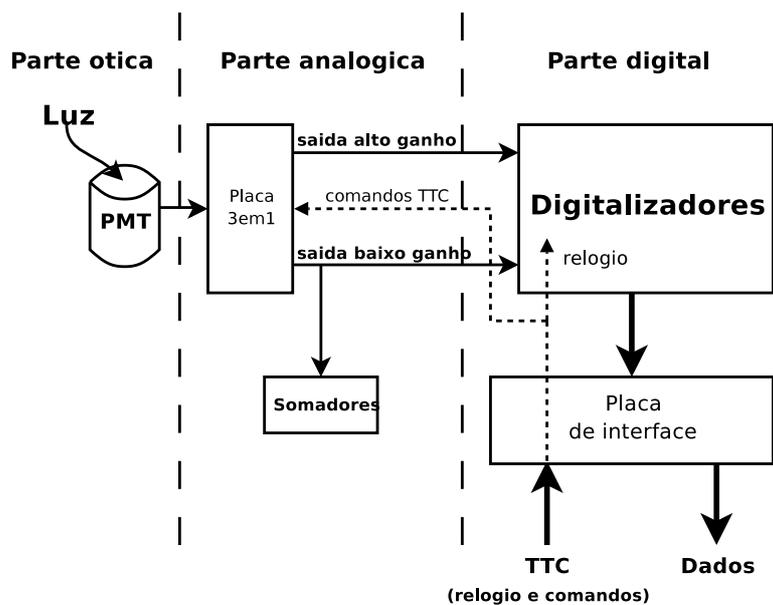


Figura 3.3: Diagrama da cadeia eletrônica do Tilecal.

de mais de 10^6 pode ser atingido. Na Figura 3.4, é possível observar o esquema de um foto-multiplicador.

A voltagem aplicada aos foto-multiplicadores tem um papel muito importante na leitura e no cálculo da energia, pois o ganho dos foto-multiplicadores, isto é, a quantidade de elétrons gerados no ânodo, é proporcional à voltagem aplicada.

Os valores de voltagem utilizados nos módulos do Tilecal são calibrados para cada foto-multiplicador utilizando uma fonte de Césio que atravessa todas as telhas por meio de tubos colocados dentro do detector [28]. Com isso, é possível levantar as respostas de todas os foto-multiplicadores e nivelá-las a um ganho previamente estabelecido.

Essa calibração é feita para todos os módulos do Tilecal e deverá ser repetida periodicamente durante todo o período de operação do ATLAS, para garantir que nenhum foto-multiplicador apresente alguma degradação na sua resposta devido ao tempo de exposição à radiação contínua, ou apresente alguma falha devido a sua operação contínua durante o experimento.

As voltagens usadas pelos foto-multiplicadores são controladas e monitoradas por um circuito eletrônico que recebe uma alta tensão de aproximadamente 1 kV e distribui tensão para todos os foto-multiplicadores. No Tilecal, os tubos foto-multiplicadores operam em uma tensão nominal que varia entre 600 e 800 V.

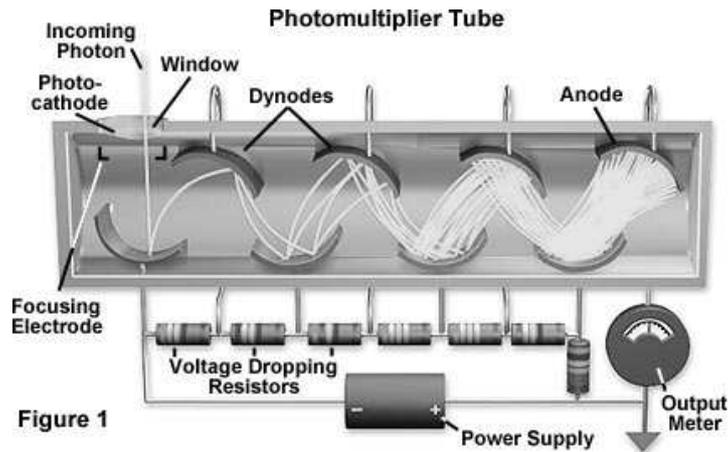


Figura 3.4: Esquema de funcionamento de um foto-multiplicador.

O circuito de alimentação se comunica com o sistema de controle externo através de um barramento chamado CAN (*Controller Area Network*), padrão ISO 11898. Tal barramento envia mensagens com um identificador a todos os circuitos presentes no barramento. Todos os receptores checam para ver se a mensagem contém o seu identificador. Caso mais de uma mensagem seja enviada ao mesmo tempo, uma arbitragem é feita. A mensagem que possui o menor identificador tem a maior prioridade e é retransmitida primeiro. Os sinais são enviados diferencialmente, aumentando a imunidade a ruídos externos de modo comum.

No caso do Tilecal, o barramento é formado por cabos com pares trançados. Um cabo longo de aproximadamente 150 m vindo da sala de controle chega ao primeiro módulo, e cabos menores de aproximadamente 1,5 m são usados para formar a cadeia. No total 16 módulos são encadeados. Cada grupo de 16 super-gavetas, em termos de controle de alta tensão, pode ser pensado como sistemas independentes controlados por um sistema central.

3.2.2 Parte Analógica

Um componente importante do sistema eletrônico do Tilecal é a placa chamada 3em1 [29]. Esse circuito tem três funções, como o nome diz: i) condicionar o sinal proveniente dos foto-multiplicadores e fornecimento de um sinal de teste a partir da descarga de um capacitor, cuja carga pode variar desde 0 pC a 800 pC (sistema de injeção de carga); ii) um sistema de controle que fornece informações

sobre o estado do circuito e controla o sistema de injeção de carga; iii) e um integrador que calcula a carga do sinal durante uma janela pré-determinada de tempo. Na Figura 3.5, podemos ver o diagrama em blocos da placa 3em1.

A saída da placa 3em1 é dividida em dois ramos, um de alto e outro de baixo ganho. A saída de alto ganho tem uma amplitude 64 vezes maior do que a de baixo ganho e ambas saídas são enviadas para os digitalizadores. Os digitalizadores serão abordados mais a frente na parte digital da eletrônica do Tilecal.

A saída de baixo ganho também é usada como entrada para os somadores [30]. Os somadores integram o primeiro nível de validação do ATLAS [13]. O primeiro nível de validação tem como função determinar, na taxa máxima do experimento, se no ATLAS ocorreu um evento de interesse para análise. Para isso utiliza informações provenientes de circuitos eletrônicos rápidos, presentes no sistema de calorimetria e de múons do ATLAS.

Dentro do Tilecal, tal seleção é feita através de torres de leitura que são formadas somando sinais de tubos foto-multiplicadores pertencentes a uma mesma torre. Na Figura 3.6, vemos como estão delimitadas as torres de leitura dentro de um módulo do Tilecal, formadas por seções de $0,1$ do ângulo de incidência η . Os somadores foram desenvolvidos no LPS (Laboratório de Processamento de Sinais) da UFRJ, em colaboração com o CERN, e foram todos produzidos e testados no Brasil.

Outro componente presente na eletrônica do Tilecal é o Integrador ADC [29]. Ele recebe o sinal integrado proveniente das placas 3em1 e transforma em uma palavra digital, sendo a duração da integração configurável. Durante a operação normal do Tilecal, ela será de, aproximadamente, 10 ms. Antes da integração, seis ganhos diferentes podem ser escolhidos para serem aplicados ao sinal de entrada.

A leitura da integração dos sinais é feita para uma placa 3em1 de cada vez, pois todos os sinais são enviados por um mesmo barramento que está conectado ao Integrador ADC. Na Figura 3.5, vemos que é possível habilitar ou desabilitar a saída da integração para cada uma das placas 3em1.

O Integrador ADC é acessado utilizando o barramento CAN. O barramento CAN do Integrador ADC e o barramento do sistema de alta voltagem são diferentes, porém utilizam o mesmo cabo longo para chegarem ao primeiro módulo da partição.

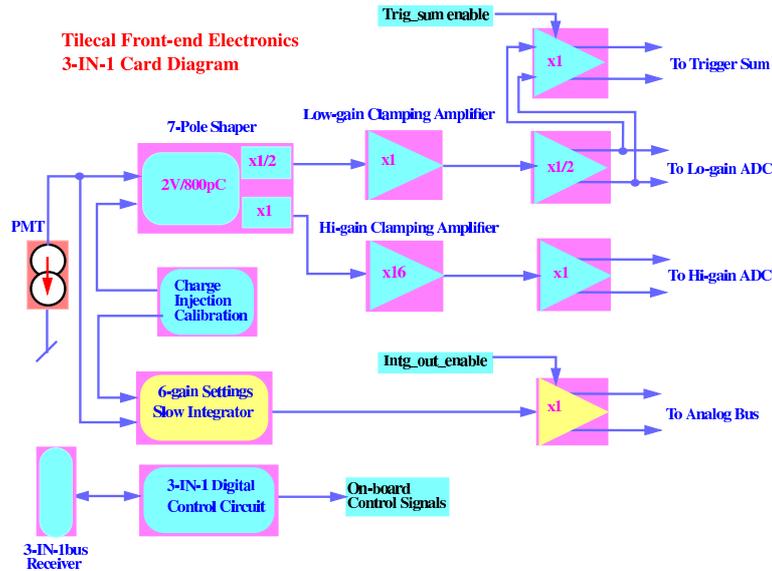


Figura 3.5: Diagrama de blocos da placa 3em1.

Os módulos seguintes são interligados por dois cabos distintos, um para o barramento do Integrador ADC e outro para o de alta voltagem.

Através do barramento CAN é possível enviar comandos para o Integrador ADC e ler o valor digitalizado pelo mesmo. Sinais de controle e configuração podem ser enviados para as placas 3em1. Devido à baixa taxa com que o integrador opera, foi feita a opção pelo barramento CAN, em detrimento de fibras ópticas, que acarretariam um custo mais elevado ao sistema.

3.2.3 Parte Digital

A eletrônica do Tilecal tem também uma parte digital, que tem duas funções: uma de configuração dos componentes presentes na super-gaveta e outra da aquisição dos pulsos gerados pelos tubos foto-multiplicadores.

A primeira função é controlar e configurar as placas 3em1. Esse controle tem uma redundância. A configuração das placas 3em1 pode ser enviada utilizando fibras ópticas, pelo sistema TTC [11] ou através do Integrador ADC. No entanto, a leitura do registrador, onde as configurações ficam armazenadas nas placas 3em1, só pode ser feita através do Integrador ADC usando o barramento CAN.

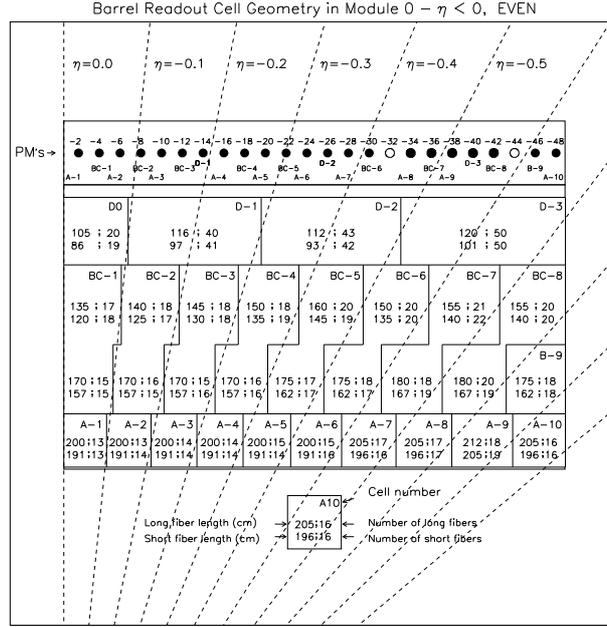


Figura 3.6: Torres de leitura formadas por seções de $0,1\eta$, sendo η o ângulo de incidência no calorímetro.

A segunda função é a aquisição e a digitalização dos pulsos gerados pelos tubos foto-multiplicadores e condicionados pelas placas 3em1. Em cada super-gaveta existem 8 placas digitalizadoras [31], cada uma encarregada da digitalização dos sinais provenientes de seis placas 3em1.

As amostras digitais dos pulsos são então armazenadas em uma memória circular. Chegando um sinal de aceitação proveniente do primeiro nível de validação, uma quantidade pré-determinada de amostras é enviada por fibras ópticas para o sistema de aquisição fora da gaveta. O número de amostras máximo é 16, porém em operação normal, 7 ou 9 amostras são escolhidas, respectivamente, para ambos os tipos de aquisição, calibração ou feixe de partículas. Os sinais são digitalizados na taxa com que os prótons são feitos colidir pelo LHC, isto é, 40 MHz.

Na Figura 3.7, vemos o digrama de blocos da digitalização de um canal proveniente de uma placa 3em1 realizado dentro do digitalizador. O tamanho máximo da memória circular é de 192 palavras ou amostras. O sinal de aceitação do primeiro nível de validação deve chegar com um atraso em relação à ocorrência do evento de no máximo $4,8 \mu s$, ou o sinal presente dentro da memória do digitalizador será perdido. Para o ATLAS, a latência esperada do sinal de aceitação do primeiro nível

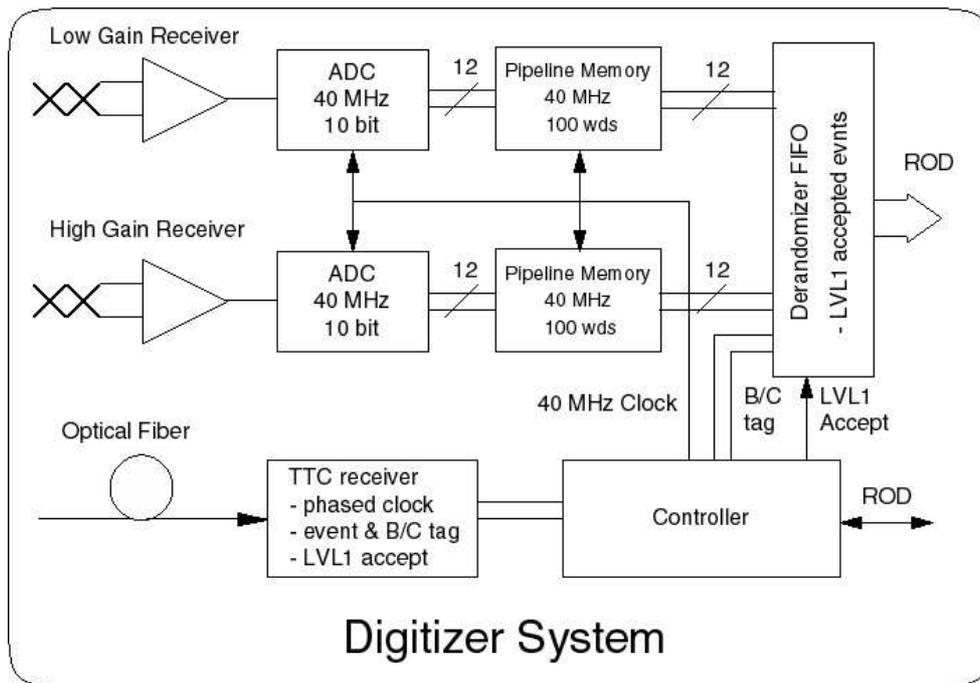


Figura 3.7: Diagrama de blocos de um canal de um digitalizador.

de validação é de $2,2 \mu\text{s}$. Logo, os digitalizadores possuem uma folga de projeto para lidar com latências maiores do que o projetado.

O sistema de digitalização dos pulsos presentes dentro da eletrônica do Tilecal recebe ambos os sinais de alto e baixo ganho e, através da comparação com um patamar, decide quais das duas entradas será selecionada. Com isso, a faixa dinâmica da digitalização é aumentada, principalmente para sinais de baixa energia.

Durante a calibração do detector, os sinais de ambos os ganhos são enviados para o sistema de aquisição, já que ambos os ganhos são necessários para calibrar o Tilecal.

Uma placa de interface [32] que reúne os dados de todos os digitalizadores é usada para enviar os sinais digitalizados para as placas ROD localizadas fora do detector, que fazem a leitura dos dados digitais.

O sistema eletrônico de leitura do Tilecal, após a sua montagem em seus módulos, vem sendo testado para certificar o seu funcionamento. Essa certificação é feita para identificar possíveis falhas nos diversos componentes aqui apresentados e também para verificar a performance desses componentes.

A calibração dos módulos do Tilecal, discutida no próximo Capítulo, tem um

papel fundamental também na certificação do sistema eletrônico de leitura, visando caracterizar os parâmetros de performance do detector.

Capítulo 4

Calibração do Tilecal: Remoção *online* de Impurezas

Os calorímetros são detectores com a função de medir a energia de partículas que interagem com eles. A unidade usada nessa medição da energia é o GeV. A calibração de um calorímetro consiste na transformação do sinal gerado a partir da interação do detector com a partícula incidente para um valor na escala de energia de GeV [9]. Tal transformação é feita através de constantes que são multiplicadas aos sinais medidos.

As constantes de calibração dependem do tipo de sinal gerado pelo calorímetro. Se o sinal gerado pelo calorímetro é um sinal de carga, a constante é do tipo $\text{GeV} \cdot \text{pC}^{-1}$ ($C_{\text{GeV} \cdot \text{pC}^{-1}}$), por exemplo.

Dentre os experimentos de colisão de partículas, muitos apresentam sistemas de calorimetria com mais de um tipo de calorímetro, um eletromagnético e outro hadrônico. O calorímetro eletromagnético fica posicionado entre o ponto de impacto e o calorímetro hadrônico, impedindo que elétrons e fótons alcancem o calorímetro hadrônico.

Logo, para um sistema de calorimetria, além da calibração de cada detector, é necessário que uma inter-calibração entre eles seja feita. Essa tarefa de inter-calibração pode trazer muitos problemas se alguns cuidados não forem tomados.

Esses problemas são acentuados em calorímetros não compensados, onde o sinal medido pelo detector para as componentes eletromagnéticas são diferentes do sinal medido para as componentes hadrônicas dentro do chuveiro gerado pelo de-

caimento de uma partícula hadrônica dentro do detector. Essa dependência não é linear, tornando ainda mais árdua a tarefa de encontrar as constantes de calibração.

Atualmente, sistemas digitais são amplamente empregados para transmitir os sinais medidos. O sinal elétrico gerado a partir da medição da energia da partícula pelo calorímetro é transformado em um sinal digital. O sinal digital precisa ser convertido para a unidade física na qual o calorímetro mede o seu sinal, para que o cálculo das constantes de calibração possa ser feito.

Uma nova constante de calibração entra em cena e transforma os valores digitais de contagens ADC em unidades físicas, como pC no caso do Tilecal [33]. O cálculo dessa nova constante é feito através de sistemas presentes dentro da cadeia eletrônica de leitura do calorímetro que emula o sinal da interação entre a partícula e o detector [33, 34]. Usando valores conhecidos de sinais é possível levantar uma curva com a relação entre o sinal injetado e o valor em contagens ADC medido pela eletrônica do detector.

As constantes de calibração obtidas da injeção de sinais são calculadas para cada canal de leitura do calorímetro individualmente. Com isso, flutuações de ganho da eletrônica de cada canal podem ser equalizadas.

A transformação do valor em contagem ADC para a escala de energia, em GeV, é feita multiplicando-se as duas constantes obtidas. Para um detector que gera sinal em pC, a constante final de calibração é dada pela Equação 4.1 para o i -ésimo canal.

$$C_{GeV.ADC^{-1}}(i) = C_{GeV.pC^{-1}} \times C_{pC.ADC^{-1}}(i) \quad (4.1)$$

A calibração do calorímetro pode ser feita através de feixes monoenergéticos de partículas com valores de energia conhecidos ou através de fontes radioativas que atravessam toda a extensão do calorímetro [35]. Uma combinação de ambos métodos também é possível, onde um deles visa certificar a calibração feita pelo outro.

Para a calibração com feixes de partículas, distribuições do sinal medido pelo calorímetro são levantadas e as constantes de calibração são extraídas a partir da análise dos valores médios dessas distribuições. As partículas usadas para calibração podem ser elétrons, píons, prótons ou múons.

Múons são partículas altamente penetrantes, que depositam muito pouca energia nos calorímetros. A perda de energia no detector é uniforme ao longo do

caminho percorrido pelo mesmo. Logo, múons são capazes de penetrar todas as células do detector, gerando sinais com mesma amplitude (após normalização pela quantidade de material percorrido na célula - *path length*) [36]. Essa característica pode ser usada para inter-calibrar os calorímetros.

Durante o procedimento de calibração, partículas que sejam contidas completamente no calorímetro devem ser utilizadas [9]. Calorímetros eletromagnéticos devem ser calibrados com elétrons e calorímetros hadrônicos podem ser calibrados com elétrons ou com partículas hadrônicas. A partícula mais usada para esse fim é o pión.

Não levar em conta essa característica pode gerar problema graves. Isso foi observado para o experimento HELIOS [37], desenvolvido no CERN. O sistema de calorimetria desse experimento foi construído de forma que metade da energia de elétrons fosse depositada no calorímetro eletromagnético e a outra metade no calorímetro hadrônico. O fato do experimento não conter completamente o chuveiro de elétrons em um único calorímetro resultou em constantes de calibração que geraram não linearidades na resposta do sistema de calorimetria para elétrons. A linearidade na resposta de elétrons é uma característica fundamental em calorímetros.

A restauração da linearidade para elétrons foi obtida apenas quando a inter-calibração dos calorímetros presentes no experimento HELIOS foi realizada utilizando feixes de múons.

Aplicar feixes de píons para inter-calibrar o calorímetro hadrônico com o calorímetro eletromagnético pode parecer a forma mais correta de calibração, onde cada tipo de calorímetro é calibrado com a partícula para o qual foi projetado para interagir. Quando o calorímetro hadrônico pode ser testado de forma separada com feixe de píons, as constantes de calibração são retiradas de todos os eventos adquiridos. Se o calorímetro hadrônico for calibrado com o calorímetro eletromagnético posicionado na direção do feixe, apenas eventos que tenham iniciado o seu chuveiro no calorímetro hadrônico podem ser usados.

Esse tipo de calibração gera resultados errôneos se os calorímetros forem não compensados, pois a maioria dos eventos de partículas hadrônicas começam o seu chuveiro dentro do calorímetro eletromagnético. Como as constantes de calibração foram obtidas de diferentes partículas, a soma da energia medida pelo calorímetro

eletromagnético com a energia medida pelo calorímetro hadrônico será em média diferente para eventos que tenham iniciado o seu chuveiro somente no calorímetro hadrônico.

Em [9], sugere-se que a calibração do sistema de calorimetria seja feita com partículas que sejam contidas dentro do detector e usando sempre o mesmo tipo de partícula. Em geral, essa partícula é o elétron.

Fontes radioativas também são muito utilizadas para calcular as constantes de calibração dos calorímetros. Uma fonte radioativa é circulada por todas as células do calorímetro e o sinal gerado é analisado. Essa análise permite que ajustes nos parâmetros do calorímetro sejam feitos trazendo o sinal medido mais próximo do valor desejado. Para calorímetros que utilizam tubos foto-multiplicadores, por exemplo, esse ajuste é feito nos valores da alta tensão que por sua vez alteram o seu ganho afetando a resposta do calorímetro.

Esses dois métodos podem ser aplicados de forma complementar. A calibração pode ser feita através de feixes monoenergéticos de partículas e a fonte radioativa é usada na monitoração dessa calibração. Ou vice-versa, a calibração é feita usando a fonte radioativa e feixes de partículas certificam os valores das constantes de calibração.

Feixes com apenas um tipo de partícula devem ser aplicados no cálculo das constantes de calibração. Contudo, os feixes de partículas são gerados com mais de um tipo de partícula. Essa contaminação deve ser removida para que o procedimento de calibração seja efetuado.

A retirada desses eventos é feita *offline*, após a aquisição dos dados. A contaminação aumenta a quantidade de eventos a ser adquirida para formar uma estatística mínima necessária para alcançar constantes de calibração. Essa maior quantidade de eventos requer maior tempo de feixe e um maior espaço de armazenamento de dados.

Nesse trabalho, propomos o uso de uma rede neural para classificar de forma *online* o tipo de partícula presente nos feixes gerados para certificar a calibração do calorímetro hadrônico do ATLAS, o Tilecal. Os testes foram realizados no CERN.

4.1 Motivação

O Tilecal é calibrado utilizando uma fonte radioativa de césio [38]. Tubos posicionados dentro do detector atravessam toda a extensão do detector. A cápsula com o césio circula por esse tubo através da injeção de água desmineralizada.

Os resultados obtidos por esse procedimento são utilizados para ajustar os valores de alta tensão aplicados aos tubos foto-multiplicadores. Esse ajuste permite garantir que a constante de calibração seja igual a $1,2 \text{ pC} \cdot \text{GeV}^{-1}$, valor previamente estabelecido. Para confirmar os valores da constante de calibração, uma fração dos módulos tem a sua resposta em energia levantada.

Os testes com partículas são períodos de extrema importância para preparar o Tilecal para a sua operação no LHC. Devido às limitações no tempo em que o feixe de partículas está disponível e à grande quantidade de módulos presentes no Tilecal, apenas 12% dos módulos do Tilecal foram testados com feixes de partículas [39].

Feixes de três partículas diferentes são normalmente utilizados durante o período de calibração: elétrons, píons e múons. Cada uma dessas partículas permite analisar um aspecto da resposta em energia do detector, como veremos a seguir.

O Tilecal foi calibrado para fornecer a sua resposta na escala eletromagnética de energia e compatível com a resposta do calorímetro eletromagnético de argônio líquido do ATLAS. Os feixes de elétrons são usados para certificar a calibração do detector e verificar a constante de calibração usada para transformar o valor de carga em pC para o valor de energia em GeV. Feixes de elétrons apresentam menores flutuações estatísticas no chuveiro desenvolvido, logo as constantes obtidas apresentam boa precisão.

Feixes de múons são usados para estudar a uniformidade das telhas cintilantes. Ao usarmos um feixe de múons incidindo perpendicularmente às telhas cintilantes é esperado que a energia depositada em cada célula seja proporcional apenas ao número de telhas que as compõem. Com isso é possível confirmar que a resposta da telhas é uniforme ao longo do detector. Múons podem ser usados também para inter-calibrar as células do detector, permitindo um ajuste da constante de calibração célula-a-célula.

Por fim, feixes de píons são usados para analisar a resposta do calorímetro

na sua principal função, que é a de medir a energia de partículas hadrônicas. É possível então avaliar a linearidade e resolução em energia do detector, parâmetros importantes para se determinar o real desempenho do calorímetro.

A partir dos dados coletados durante esse período de teste é possível calcular, por exemplo, o parâmetro e/h [9] que mede a razão entre a resposta da componente eletromagnética e da componente hadrônica das partículas hadrônicas incidentes. O parâmetro e/h não pode ser obtido diretamente das medições de energia feitas pelo Tilecal, porém pode ser calculado a partir da razão e/π , que é a razão entre a energia medida de um elétron e a energia medida de um pión pelo calorímetro. O cálculo é feito de acordo com a Equação 4.2 [40].

$$\frac{e}{\pi} = \frac{e/h}{1 + (e/h - 1) f_{\pi^0}} \quad (4.2)$$

Os valores encontrados podem ser, então, comparados com os valores esperados teoricamente. Os resultados obtidos em [40] mostram que o valor de e/h encontrado a partir dos dados experimentais, $1,36 \pm 0,01$, está de acordo com o valor previsto teoricamente e com os valores obtidos através de simulação [40].

A componente eletromagnética dos píons é gerada por píons sem carga, π^0 s. A função f_{π^0} presente na Equação 4.2 representa a parcela de energia eletromagnética do chuveiro hadrônico. Ela é parametrizada conforme a Equação 4.3, com o parâmetro k igual a 0,11 e E representando a energia da partícula incidente [9].

$$f_{\pi^0} = k \cdot \ln(E) \quad (4.3)$$

A conversão de pC para GeV é feita em sintonia com os algoritmos de transformação dos pulsos digitalizados em valores de energia, isto é, de acordo com a constante que converte o sinal em contagens ADC para valores em pC. Dependendo do método de conversão do sinal utilizado, o fator encontrado varia levemente.

Os módulos do Tilecal foram projetados para apresentar um fator de conversão próximo de $1,2 \text{ pC} \cdot \text{GeV}^{-1}$ [39] para partículas incidindo a 90° , isto é, perpendicularmente a parte lateral dos módulos do Tilecal. Para tanto, as tensões aplicadas aos tubos foto-multiplicadores são escolhidas para que o ganho seja suficiente para produzir esse valor.

Esse fator é alcançado ao ser usado um método de cálculo da energia chamado de *flat filter* [41], que nada mais é do que uma estimativa da área do pulso

digitalizado. Para os métodos mais novos, tais como o filtro ótimo e o método da aproximação [42], esse fator se mostrou levemente menor, pois esse método observa a amplitude do sinal e não a área. Enquanto a área do sinal se mantém constante para sinais gerados a partir de uma interação do Tilecal com uma partícula ou do sistema de calibração, a amplitude do sinal de calibração é 10% maior do que o obtido dos sinais físicos. Logo, um fator de conversão 10% menor, igual a 1,07 pC / GeV [39], foi encontrado para esses dois últimos métodos.

O desvio padrão obtido para os valores da constante de calibração de diferentes módulos do Tilecal foi estimado em 3% [39, 43]. Esse valor permite retirar uma medida de estabilidade das constantes de calibração e da uniformidade dos módulos do calorímetro.

4.1.1 Contaminação do Feixe

Os feixes utilizados durante os testes e calibração dos módulos do Tilecal com feixe de partículas são gerados a partir de um processo de extração e aceleração de partículas bastante complexo. Na prática, é inevitável que se apresentem mais de um tipo de partícula no feixe. Essas partículas, encontradas no feixe e que não são as escolhidas para incidir no calorímetros, representam uma contaminação no feixe e são indesejadas.

Temos, assim, um uso ineficiente do feixe de partículas. Além disso é necessário um esforço, com análises *offline*, para retirar as partículas de contaminação.

As análises para realizar a calibração dos módulos do Tilecal, feitas a partir dos dados obtidos durante o teste com feixe de partículas, são realizadas apenas com eventos de um só tipo de partícula separadamente. Logo, a identificação do tipo de partícula que interagiu com o detector a cada evento é importante.

4.2 Objetivos

Foi proposto o uso de redes neurais para realizar a classificação das partículas incidentes nos módulos a serem calibrados, durante a aquisição do feixe de partículas. Dessa forma, a rede neural opera *online*, enquanto os dados trafegam pelo sistema de aquisição, e a sua resposta é enviada junto com as informações do

detector, permitindo uma identificação clara do tipo de partícula que interagiu com o módulo do Tilecal [44]. Durante o desenvolvimento da aplicação neural, os eventos de contaminação não eram rejeitados para permitir uma comparação entre o classificador neural e os métodos *offline* de identificação de partículas.

Enquanto as análises clássicas, baseadas em cortes, devem ser realizadas *offline*, a rede neural, pela sua fácil implementação, alta velocidade de processamento e grande eficiência em problemas de reconhecimento de padrões, pode ser implementada *online*, sendo capaz de identificar eventos de contaminação e, se desejado, removê-los do fluxo de dados.

O processamento feito pela rede neural permite que uma única metodologia seja empregada para toda a faixa dinâmica de energia. Isto não é possível para os métodos clássicos, principalmente na faixa de mais baixa energia, como veremos mais adiante.

Para situar o ambiente onde o sistema neural foi implementado, explicaremos o experimento realizado com o feixe de partículas e o sistema de aquisição. Em seguida, os resultados obtidos serão apresentados.

4.3 Arranjo Experimental

O arranjo experimental utilizado durante o período de testes com feixe de partículas, onde a rede neural foi integrada, envolveu três módulos do Tilecal. Os módulos foram empilhados de tal maneira que o módulo posicionado mais abaixo de todos era um módulo protótipo chamado de Módulo 0. O protótipo Módulo 0 foi construído obedecendo às especificações definidas em [25] e vem sendo usado em todos os testes de calibração com feixes de partículas, fornecendo uma referência para os demais módulos testados. Ele foi sofrendo atualizações e permitiu a consolidação de todos os testes com protótipos do Tilecal.

Acima do Módulo 0, foram posicionados módulos de produção, isto é, que serão usados durante a operação do Tilecal no LHC e que são o alvo dos testes com feixes de partículas, pois são os módulos a serem calibrados.

Duas configurações foram utilizadas durante os períodos de testes. A primeira tem um módulo da região central e dois da região do barril estendido colocados sobre

o Módulo 0, como mostra a Figura 4.1, e a segunda tem dois módulos da região central do barril. Esta última foi a configuração usada para realizar os testes com o classificador neural.

Ao serem utilizados três módulos no arranjo experimental foi possível minimizar possíveis efeitos de vazamentos laterais de energia. O arranjo experimental abrange a faixa de $-0,8 < \eta < 0,8$ e de $-0,1 < \phi < 0,1$. Porém, um vazamento longitudinal de energia para feixes mais energéticos é esperado, pois é previsto que o calorímetro eletromagnético esteja presente entre o ponto de colisão das partículas e o Tilecal [45].

A aquisição dos dados durante esse período de calibração foi feita através de alguns sistemas que emularam funcionalidades dos sistemas de aquisição e validação do ATLAS, ainda não completamente finalizados. Um desses sistemas é o Emulador ROD [46]. À época dos testes com feixes, o projeto das RODs [18] ainda não estava finalizado. Um sistema que emulava a sua funcionalidade foi desenvolvido.

Nesse sistema, um SBC (*Single Board Computer*) CES RIO2 [47], foi usado como ROD. O SBC é um computador compatível com o formato do barramento VME (*VersaModular Eurocard*) [22]. Os SBCs continham placas de recepção S-Link [21], que recebem as fibras óticas vindas do Tilecal com os dados digitais provenientes da eletrônica do detector. Cada SBC continha quatro placas S-Link. Três delas foram empregadas para receber os dados de três super-gavetas e uma delas para enviar os dados coletados para o sistema de aquisição seguinte, o ROS.

Na Figura 4.2, vemos uma foto do sistema ROD usado durante a aquisição dos dados. Pode-se observar as fibras óticas ligadas às placas S-Link. Também é possível observar o controlador do ROD, localizado na parte mais à esquerda da foto.

Durante o período de testes com feixes de partículas, dois SBCs foram instrumentados, permitindo a leitura de até seis super-gavetas ao mesmo tempo. Eles eram controlados por outro SBC, que enviava comandos de início e fim de aquisição.

O sistema de validação do ATLAS não foi empregado. Para determinar a presença de um evento de interesse, foram usados três cintiladores presentes na direção do feixe. Esses cintiladores emulavam o primeiro nível de validação. Eventos que possuíam um sinal maior do que o ruído em todos os três cintiladores eram

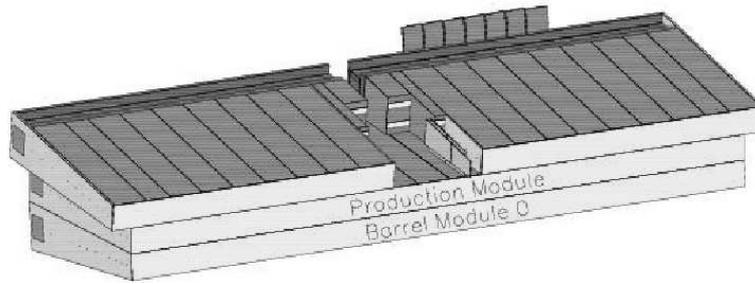


Figura 4.1: Arranjo experimental utilizado durante testes com o classificador neural *online* em feixes de partículas.

adquiridos. Dessa maneira, eventos que não estavam com a direção correta e também raios cósmicos foram evitados. Raios cósmicos são gerados a partir de partículas que interagem com a atmosfera da Terra. Os demais níveis de validação não foram implementados, de tal maneira que os eventos que passavam as condições do primeiro nível não eram mais descartados.

O conhecimento do sistema de aquisição e validação empregado durante os testes com feixes de partículas foi de extrema importância para a implementação do sistema neural *online*.

4.4 Sistema Neural

Redes neurais artificiais [48] se encontram bem consolidadas como ferramentas poderosas e confiáveis para a realização de reconhecimento de padrões, pois são capazes de realizar complexas superfícies não lineares de separação em espaços de dados com muitas dimensões. Contudo, a utilização de um classificador operando e treinando *online* em conjuntos que possuem classes com impurezas apresenta um novo desafio no reconhecimento de padrões, como ficará evidente no decorrer do Capítulo.

Um classificador neural foi desenvolvido para realizar a identificação de partículas contaminadoras presentes nos feixes gerados durante a calibração dos módulos do Tilecal. A rede neural, por ser versátil e de fácil implementação, apresenta facilidade de ser incorporada a um sistema de aquisição. Métodos clássicos de separação de partículas, baseados em cortes de energia, foram usados para certificar a perfor-

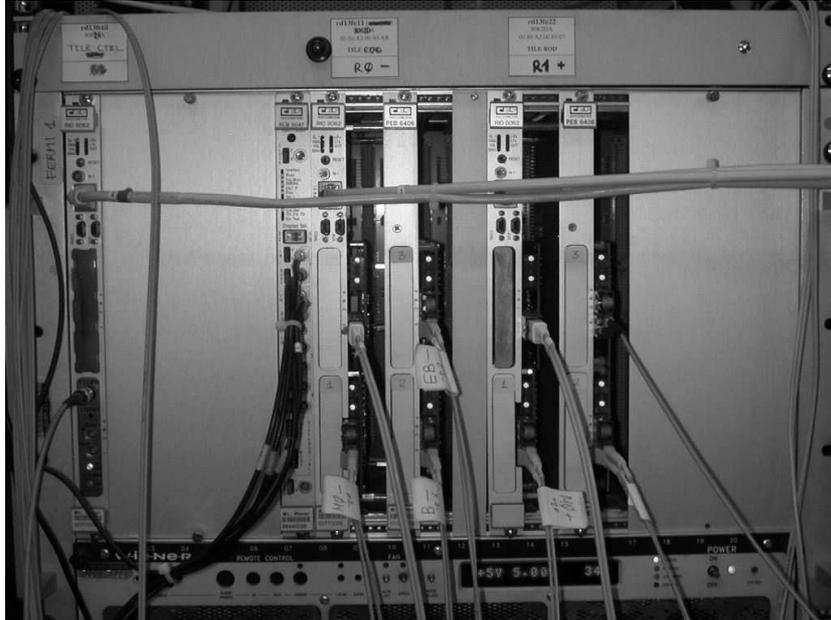


Figura 4.2: Sistema de aquisição com o emulador de ROD.

mance do classificador neural durante a sua fase de testes.

Para operação *online* do classificador neural, foi necessário, primeiramente, definir em que parte do sistema de aquisição ele deve ser implementado. Ficou constatado que o controlador das placas ROD era a parte do sistema com menor demanda de processamento, pois este era responsável somente pelo controle de início e término da aquisição, estando assim disponível para a implementação do classificador neural.

Para que o classificador possa processar os dados eles são transferidos das placas ROD para o controlador via barramento VME [22]. Para não haver diminuição na taxa de transferência dos dados, um método de transferência DMA (*Direct Memory Access*) foi usado [49], com a criação de uma biblioteca chamada VME IPC.

Na Figura 4.3, vemos o esquema do classificador neural inserido dentro do controlador dos RODs. Os dados adquiridos pelas placas ROD são transferidos para o controlador dos RODs que realiza o processamento neural e envia de volta a sua classificação. A placa ROD encapsula essa informação, juntamente com as amostras digitais dos pulsos dos sinais do calorímetro, e a envia para armazenamento final. Durante os testes realizados para o seu desenvolvimento, o classificador neural não é usado para rejeitar os eventos de contaminação.

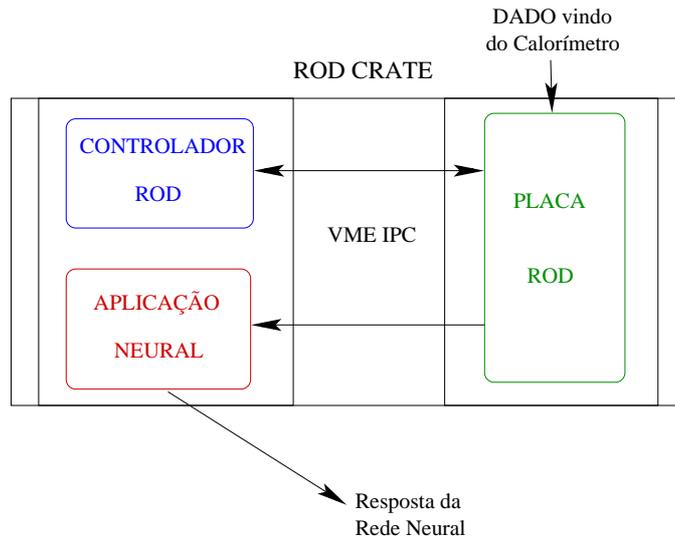


Figura 4.3: Sistema neural incorporado ao sistema ROD.

Definido onde o sistema neural atuará, a metodologia de treinamento foi desenvolvida e a operação do sistema neural durante a aquisição do feixe de partículas foi implementada.

4.4.1 Metodologia

Uma metodologia foi proposta em [50] para lidar com o treinamento *online* e com a impossibilidade de se saber com certeza, *a priori*, qual tipo de partícula incidiu no calorímetro.

No treinamento da rede neural, foi empregado o algoritmo de *backpropagation* [51]. Esse método é um treinamento supervisionado, onde são necessários pares entrada/saída que são apresentados à rede neural. Entretanto, nesta aplicação, alguns eventos, adquiridos no feixe com contaminação, terão um alvo incorreto. O classificador neural ainda é capaz de realizar a identificação das partículas no conjunto contaminado devido à alta segmentação dos módulos do Tilecal.

Três classes diferentes de partículas foram usadas durante a calibração, nos testes com feixes de partículas: elétrons, píons e múons. A metodologia desenvolvida utiliza um conhecimento prévio das características de cada feixe de partículas para determinar o seu procedimento.

Feixes de múons não possuem contaminação significativa, logo os eventos adquiridos são apenas armazenados para uso futuro, formando o conjunto de trei-

namento de múons. Por outro lado, o feixe de píons sofre contaminação por múons. Uma rede neural foi desenvolvida para separar píons e múons enquanto o feixe de píons é injetado nos módulos do calorímetro e os dados trafegam pelo sistema de aquisição. Como estamos lidando com um sistema com apenas duas classes, foi utilizado um único neurônio de saída.

Feita a passagem dos dados pela rede neural, o sistema envia a sua resposta de volta às placas ROD que a insere no fluxo de dados. Logo, para cada evento é possível ter uma classificação indicando se a partícula é um pión ou um múon de acordo com o sistema neural. É possível criar, então, um conjunto que contenha apenas eventos classificados como píons, que chamaremos de “puros”.

O feixe de elétrons, tipicamente, encontra-se contaminado por píons e múons. O nível de contaminação, dependendo da energia nominal do feixe, pode ultrapassar 50% do total de eventos, demonstrando a dificuldade de geração de feixes puros de elétrons.

Os conjuntos criados a partir do feixe de múons e de píons “puros” são usados na identificação da contaminação do feixe de elétrons. Esses dois conjuntos fornecem à rede neural conhecimento prévio para realizar a separação das partículas vindas do feixe de elétrons. A rede neural, para essa separação, foi projetada com três saídas, cada uma associada a uma classe de partículas.

A princípio, o classificador neural foi proposto para rejeitar os eventos de contaminação e retirá-los da cadeia de aquisição. Essa retirada auxiliaria a análise de calibração *offline*, pois apenas um tipo de partícula estaria presente. No entanto, durante os testes, os eventos de contaminação não foram rejeitados para permitir a comparação da classificação feita pela rede neural e os métodos clássicos. Essa etiquetagem dos eventos nos dados armazenados pode ser utilizada na análise de calibração para retirar mais facilmente os eventos de contaminação, pois a tarefa de classificação foi realizada pela rede neural *online*, não necessitando utilizar os métodos clássicos, baseados em cortes de energia e detectores auxiliares.

Os conjuntos sem contaminação dão à rede neural um conhecimento prévio sobre as classes já identificadas. Quando a rede neural é treinada com o conjunto contaminado, a classe desconhecida é separada das demais, apesar do alvo do treinamento supervisionado usado estar incorreto para alguns elementos do conjunto

contaminado sendo adquirido.

4.4.2 Implementação

Nessa seção, discutiremos em detalhes como a metodologia proposta acima foi implementada no ambiente do sistema de aquisição. O diagrama na Figura 4.4 nos traz o fluxograma da implementação da metodologia do sistema neural apresentado anteriormente.

É muito importante a ordem com que os feixes são adquiridos. O primeiro a ser adquirido deve ser o feixe de múons, seguido pelo feixe de píons e, por último, o feixe de elétrons. Essa ordem é necessária para criarmos os conjuntos “purificados” para o classificador neural.

Após a aquisição dos eventos de múons, somente 200 eventos são mantidos para o treinamento da rede neural. Esse número relativamente baixo de eventos foi obtido a partir da emulação do sistema. A quantidade de eventos foi variada até obtermos a mesma performance para o menor número de eventos possível. Requer-se um número baixo de eventos devido à limitação de memória e ao tempo de resposta que o sistema *online* apresenta.

Na aquisição do feixe de píons, os eventos enviados ao controlador do ROD são colocados em uma memória que emula uma fila FIFO (*First In-First Out*). A cada novo evento, esse é colocado no início da fila e o evento mais antigo é descartado. Os eventos na memória são compostos pela energia de cada célula do módulo onde o feixe está incidindo.

A energia medida em cada célula é uma informação compactada, pois cada célula do Tilecal apresenta dois valores de energia. Esses dois valores são somados para formar a energia usada pela rede neural. Essa compactação diminui o tempo de processamento do classificador neural e a sua complexidade, sem, no entanto, reduzir a sua performance na separação das partículas [49].

As informações dos demais módulos não são levadas em conta, pois um volume maior de processamento seria necessário e a taxa de aquisição dos dados diminuiria muito. Porém, veremos que essa escolha teve um impacto significativo na performance do classificador neural.

Enquanto ocorre a aquisição, o cálculo de energia e o armazenamento dessa

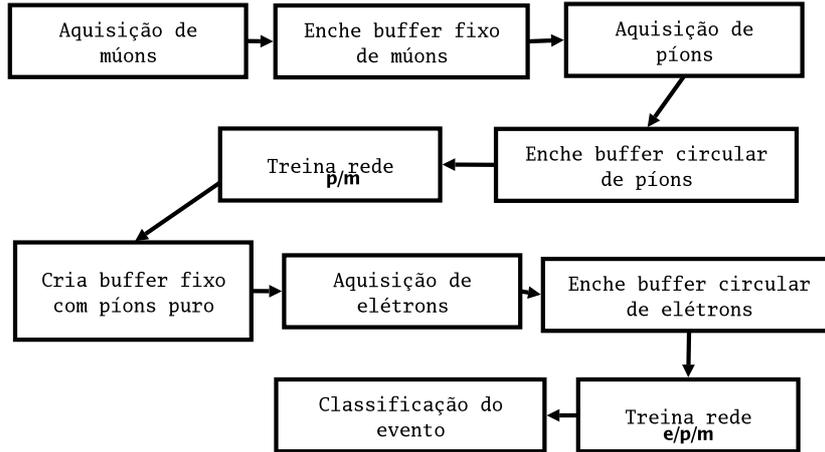


Figura 4.4: Implementação da metodologia de classificação.

informação no *buffer* circular, a rede neural é treinada constantemente. Esse treinamento é mais intenso no início da aquisição. Após 35000 passos de treinamento, o classificador passa a apenas rastrear pequenas flutuações nos dados. A quantidade de passos de treinamento foi escolhida empiricamente, observando apenas quantos passos de treinamento eram necessários para estabilizar o erro médio quadrático. O rastreamento foi feito através da utilização de um valor pequeno (10^{-4}) para a taxa de aprendizado. Com esta taxa de aprendizado, as alterações dos pesos da rede neural são pequenas.

O funcionamento do sistema está descrito na Figura 4.5: na coluna esquerda mostramos o fluxo dos dados e na coluna direita mostramos o sistema neural operando e fornecendo a sua classificação para cada evento. A classificação, realizada pelo bloco “Teste Rede” mostrado na Figura 4.5, em todos os eventos é enviada de volta ao fluxo de dados.

Para a separação das partículas do feixe de elétrons, o mecanismo é o mesmo. Nesse caso, os 200 eventos armazenados do feixe de múons e os 200 eventos de um conjunto de píons “puros” são usados. Da mesma maneira, os eventos adquiridos do feixe de elétrons são colocados na memória do processador numa fila FIFO. O treinamento da rede neural é feito de mesma maneira ao realizado para a identificação das partículas no feixe de píons. A única mudança está na topologia da rede neural. Para a separação de píons e múons, temos uma rede com apenas uma saída e para a separação de elétrons, píons e múons utilizamos uma rede com três saídas.

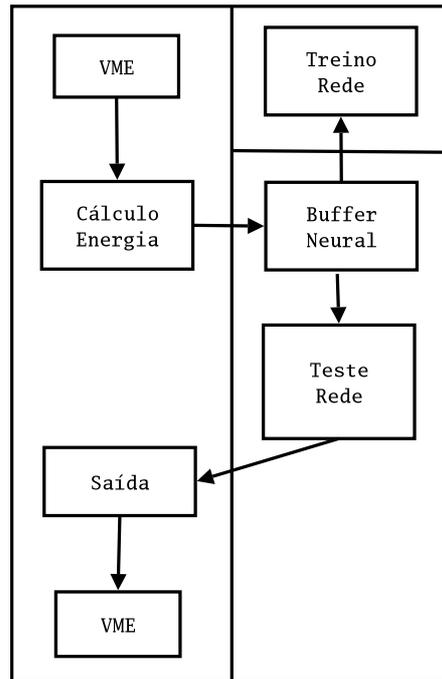


Figura 4.5: Diagrama interno do sistema neural.

A rede neural *online* fornece constantemente uma classificação para todos os eventos, antes mesmo de estar completamente treinada. Os primeiros eventos adquiridos não possuem uma classificação correta, pois a rede neural demora a atingir a estabilidade.

Antes do início da fase de treinamento, são adquiridos 80 eventos sem que a rede neural seja treinada. Tais eventos podem ser classificados corretamente ou não, dependendo dos valores com os quais os pesos sinápticos foram inicializados. Foi observado que algo entre 800 e 1000 eventos não apresentam uma classificação confiável, pois foi o número de eventos que o sistema neural levou para começar a fornecer a identificação correta das partículas. Desta maneira, as análises de concordâncias a serem apresentadas a seguir não levam em conta os primeiros 1000 eventos.

Outra característica do treinamento inicial é uma diminuição na taxa de aquisição do feixe. Os feixes de partículas usados nos testes de calibração obedecem ao ciclo do acelerador. Cada ciclo de aquisição possui um período onde o feixe de partículas está ativo, chamado de *spill*, seguido de um período sem feixe, durante o qual as partículas são aceleradas. O ciclo total do feixe dura 11 segundos. O *spill*

leva 4 segundos e o tempo de inatividade demora 7 segundos.

O treinamento mais intensivo do classificador neural acontece no início da aquisição e causa uma queda na taxa de aquisição. Contudo, devido à rapidez com que a rede neural é treinada, em vista do tempo gasto em um ciclo do feixe de partículas, de 11 segundos, essa diminuição fica restrita ao primeiro *spill*.

Para alcançar a estatística necessária para a análise de calibração, de 50000 eventos, são necessários aproximadamente 20 *spills*, onde 2500 eventos são obtidos em média em cada um deles. Como a redução na taxa de aquisição gerada pelo treinamento neural acontece apenas no primeiro *spill*, o tempo global de aquisição não é afetado significativamente.

4.5 Métodos Clássicos em Calorimetria

Numa análise *offline* de calibração, onde os valores das constantes de calibração e a performance do detector são levantados, métodos baseados em cortes são usados para identificar as partículas presentes nos feixes usados nos testes para calibração. Esses métodos realizam cortes em distribuições de energia e também em distribuições obtidas a partir da medição realizada por detectores auxiliares presentes no arranjo experimental dos testes com feixe de partículas.

Tais métodos, chamados daqui em diante de métodos clássicos, necessitam de diferentes metodologias para faixas de energia diferentes. Na faixa de energia mais baixa, por exemplo, a separação entre elétrons e píons é feita usando um detector chamado de contador Cherenkov [52]. O contador Cherenkov usado na calibração do Tilecal é formado por um gás que, ao interagir com partículas que passam por esse meio, gera radiação caso as partículas possuam velocidade maior do que a velocidade da luz nesse meio [53]. Na faixa de energia abaixo de 50 GeV, o contador Cherenkov possui uma boa eficiência de separação.

Múons são separados das demais partículas, píons e elétrons, nessa faixa de mais baixa energia, usando um detector posicionado após os módulos do Tilecal, chamado de *Muon Wall* [45]. Como os múons são partículas penetrantes eles irão alcançar o *Muon Wall*, enquanto píons de baixa energia e elétrons em geral ficam contidos plenamente no Tilecal.

Os feixes usados na análise desenvolvida neste trabalho eram de energia elevada, na ordem de 180 GeV, o que inviabiliza o uso dos métodos citados anteriormente, baseados em detectores auxiliares. Como mostraremos a seguir, outra metodologia foi desenvolvida com base no perfil de deposição das partículas no calorímetro.

A necessidade de várias metodologias para realizar a identificação das partículas incidentes no Tilecal durante os testes com feixes de partículas é uma grande desvantagem dos métodos clássicos, que dificulta a análise *offline* de calibração e de performance a ser efetuada.

É muito importante salientar que não há nenhum método que indique o tipo real de partícula que está presente no feixe contaminado usado nos períodos de testes. A não ser que os dados fossem obtidos de simulação do arranjo experimental, onde além da energia é possível selecionar o tipo de partícula, não há método que permita a etiquetagem inequívoca dos eventos.

Através das medidas de concordância, apresentadas na próxima seção é possível avaliar os métodos de classificação sem a necessidade de que um dos métodos forneça uma classificação sem erros. Esse caso se apresenta na área médica, quando a determinação de um diagnóstico é feita por dois profissionais diferentes. Não é possível afirmar se um dos dois será capaz de realizar uma classificação correta para todos os casos apresentados, pois acaba dependendo, em alguns casos, da experiência do profissional e fica à mercê da sua subjetividade.

A seguir, será apresentada a forma como as partículas são identificadas usando a metodologia clássica de classificação para feixes com valores de energia elevados (>50 GeV).

Separação de Múons

Múons são partículas que possuem uma distribuição de energia que pode ser modelada como a convolução de uma função densidade de probabilidade (p.d.f.) gaussiana e uma função densidade de probabilidade Landau [54], com longas caudas de alta energia devido à componente eletromagnética. A p.d.f. Landau não possui fórmula analítica e é muito difícil de ser calculada, pois é obtida a partir de uma integral com números complexos. Uma aproximação por uma fórmula fechada defi-

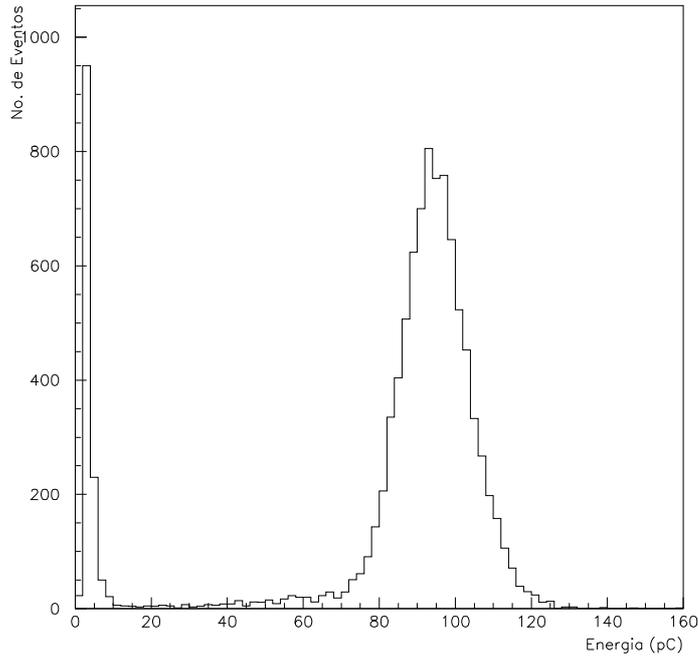


Figura 4.6: Feixe de píons de 100 GeV com múons de contaminação.

nida por Moyal, [55], pode ser usada também para representar de forma satisfatória a distribuição de energia dos múons.

A Figura 4.6 mostra um histograma com os múons de contaminação para um feixe de píons de 100 GeV. Os múons estão presentes na região à esquerda do gráfico, de mais baixa energia.

A separação é feita aplicando-se uma aproximação à distribuição de energia do múons. A função usada na aproximação é proveniente da convolução de uma p.d.f. gaussiana com uma p.d.f. Landau. Essa aproximação é feita numericamente. Na Figura 4.7, observamos a distribuição de múons com a aproximação feita.

Os parâmetros principais que são retirados a partir dessa aproximação são o MOP (*Most Probable Value*) [9], valor mais provável, que é o pico da distribuição, e FWHM (*Full Width Half Maximum*), que é a largura da distribuição a meia altura. Esses dois parâmetros podem ser calculados diretamente dos parâmetros da p.d.f. Landau. Porém, como a função usada na aproximação foi a convolução da Landau com uma gaussiana, o cálculo do MOP e da FWHM deve ser feito numericamente a partir dos parâmetros encontrados, para levar em conta a convolução feita.

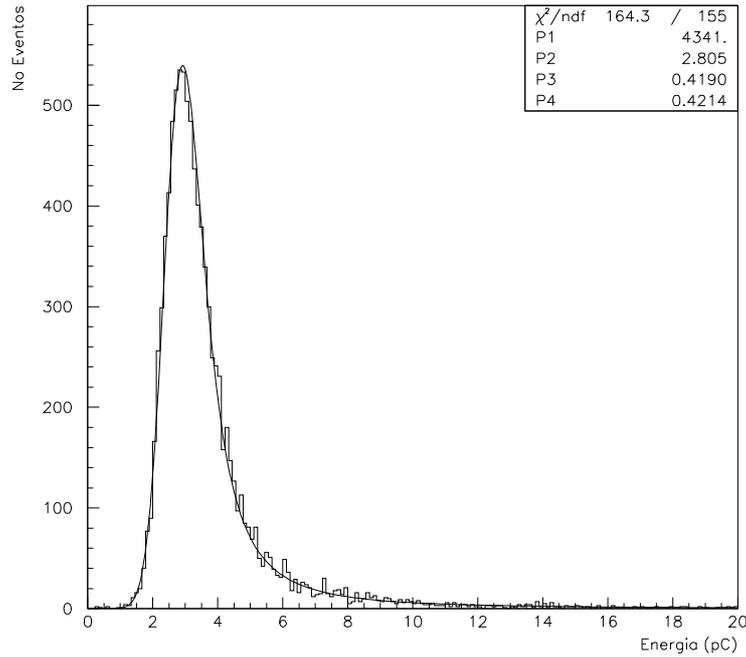


Figura 4.7: Distribuição de múons de 180 GeV com a aproximação feita (ver texto).

A partir da aproximação, para cada valor de ângulo η , é calculado o patamar no qual 99,5% da área da função é contida. Tentamos assim abranger uma quantidade elevada de eventos que seguem a distribuição de múons. Esses valores são usados para separar os múons de elétrons e píons.

A distribuição dos múons possui uma cauda longa, podendo apresentar valores maiores do que vinte vezes o valor do parâmetro MOP, pois apesar de múons normalmente depositarem muito pouca energia, em alguns poucos eventos, perdem muita energia no calorímetro devido a sua componente eletromagnética. Por esse motivo os valores dos cortes podem ser bem elevados.

A Tabela 4.1 mostra os valores de energia usados para identificar múons em um feixe de 180 GeV, para diferentes valores de ângulo de impacto η .

Tabela 4.1: Tabela com os valores dos cortes usados na separação de múons de contaminação em um feixe de píons de 180 GeV.

η	-0,15	-0,25	-0,35	-0,45	-0,55
Corte (pC)	50,8	49,8	52,3	52,8	54,3

Esse método é eficaz para separar múons de píons e elétrons para feixes de energia elevada (>50 GeV), pois nessa faixa de energia a energia depositada pelos múons de contaminação é bem inferior a energia depositada por píons e elétrons. Para feixes de mais baixa energia outros métodos devem ser empregados, como o *Muon Wall*, discutido anteriormente.

Separação de Elétrons

Elétrons apresentam um perfil de deposição bastante curto, deixando quase a totalidade da sua energia na primeira camada do calorímetro. A deposição fica restrita ao módulo no qual o feixe incidiu. Isso porque o elétron precisa de pouco material para ser completamente absorvido. Essa distância normalmente é medida em χ_0 (*radiation length*), que é a quantidade característica de material que a partícula atravessa e que tem como unidade gcm^{-2} [9]. O χ_0 leva em conta além da distância percorrida pela partícula, o tipo de material que compõe o calorímetro e o tipo da partícula incidente. Tais características são exploradas ao criarmos os cortes clássicos.

O primeiro corte usado na identificação do elétron é a energia da partícula. Para que o evento seja classificado como elétron, primordialmente, a sua energia deve ser maior do que os patamares calculados na identificação de múons (veja Tabela 4.1).

Os cortes restantes são feitos para separar elétrons e píons, pois estes depositam valores similares de energia. Assim, observar apenas a distribuição em energia no detector não é suficiente. Na Figura 4.8, vemos a distribuição para um feixe de elétrons de 180 GeV com contaminação por píons, já com os múons de contaminação removidos. Podemos notar que píons apresentam uma distribuição com valor médio um pouco menor do que elétrons, pois o Tilecal é um calorímetro não compensado, com $e/h > 1$ [9]. Logo, outros cortes são necessários para realizar a separação dos píons de contaminação do feixe de elétrons.

O segundo corte é feito utilizando a informação de energia depositada na terceira camada longitudinal do calorímetro (E_{s3}). O evento só poderá ser classificado como elétron se a energia na terceira camada for menor do 0,5 pC, isto é, estiver dentro da faixa considerada como ruído eletrônico. Elétrons não conseguem pene-

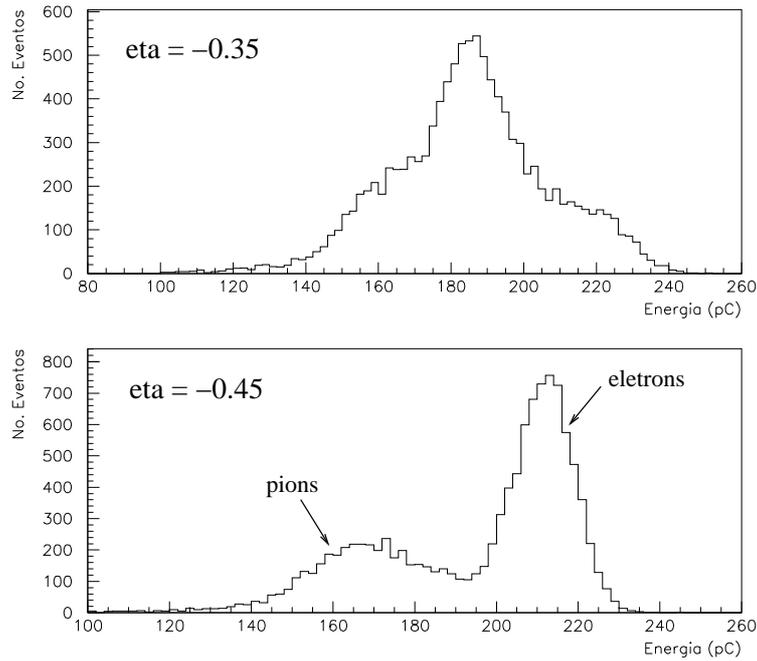


Figura 4.8: Distribuições de energia de píons e elétrons em um feixe de elétrons de 180 GeV, para ângulos de incidência η igual a $-0,35$ (acima) e igual a $-0,45$ (abaixo).

trar tão profundamente no detector, logo não há sinal na terceira camada do Tilecal para elétrons, apenas o ruído eletrônico está presente.

A Figura 4.9 mostra a distribuição de energia de píons e elétrons, presentes num feixe de elétrons de 180 GeV, na última camada do Tilecal já com a aproximação gaussiana feita na distribuição correspondente ao ruído eletrônico. Os valores de $\mu + 3\sigma$ são sempre menores do que o patamar de 0,5 pC, logo esse patamar é usado para identificar os elétrons. Com esse corte conseguimos abranger mais de 99,7% dos eventos.

O terceiro corte é baseado no vazamento lateral de energia medido pelos módulos adjacentes: Módulo 0 (E_{M0}) e módulo posicionado acima do módulo central (E_{M2}). Na Figura 4.10, vemos a distribuição da energia medida pelo módulos adjacentes juntamente com a aproximação gaussiana realizada, sendo que os múons de contaminação e eventos com sinal na última camada ($E_{s3} > 0,5$ pC) foram retirados da amostra.

Para que o evento seja considerado um elétron, a energia depositada fora do

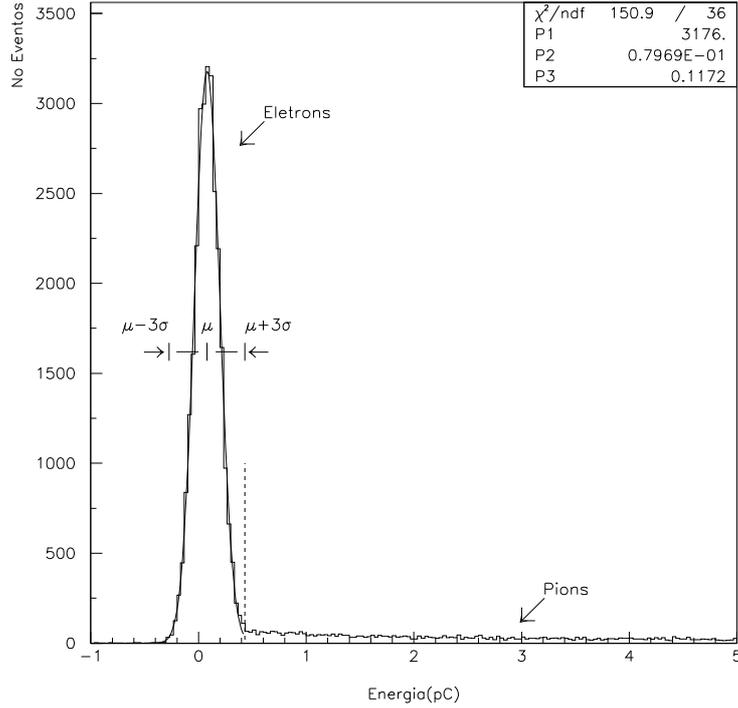


Figura 4.9: Distribuição de energia de píons e elétrons na terceira camada do Tilecal.

módulo central deve ser menor do que a de um patamar calculado a partir da distribuição dessa energia não contida no módulo central ($E_{M0} + E_{M2}$). Essa distribuição é modelada por uma gaussiana, e o patamar é igual a média mais 3,3 vezes o desvio padrão ($\mu + 3,3\sigma$), que abrange aproximadamente 99,9% dos eventos. A Tabela 4.2 traz os valores dos cortes usados para diferentes valores do ângulo de incidência η em um feixe de elétrons de 180 GeV.

Tabela 4.2: Tabela com os valores dos cortes usados na energia medida pelos módulos adjacentes (vazamento lateral).

η	-0,15	-0,25	-0,35	-0,45	-0,55
Corte (pC)	3,91	3,92	3,93	3,98	4,02

O quarto e último corte é feito a partir da distribuição levantada utilizando-se a Equação 4.4, onde a diferença na quantidade de material necessário para conter todo o chuveiro de elétrons e píons é explorada.

$$D = \frac{E_{s1} - E_{s2}}{E_t} \quad (4.4)$$

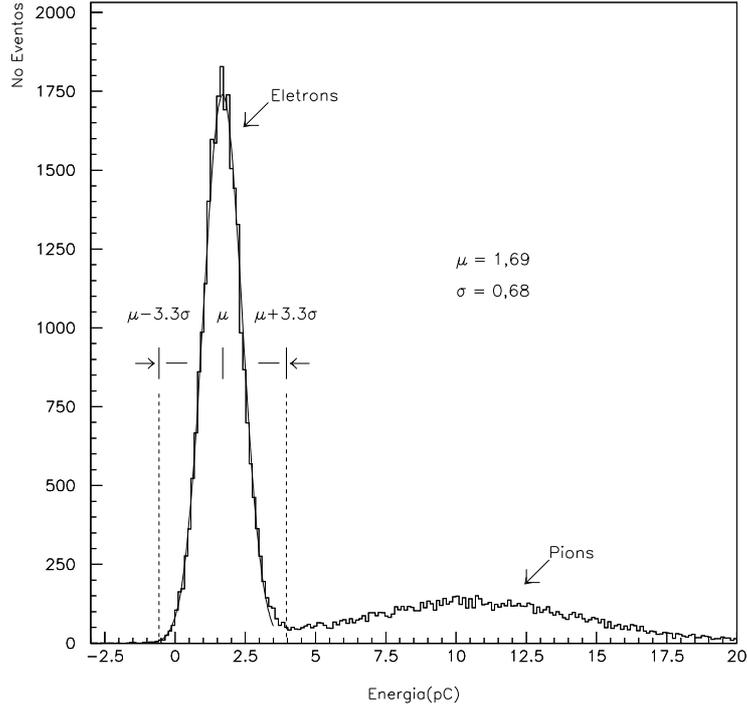


Figura 4.10: Energia depositada nos módulos adjacentes, para um feixe de elétrons de 180 GeV, após a aplicação dos dois primeiros cortes clássicos (ver texto).

O parâmetro E_{s1} representa a energia depositada na primeira camada longitudinal do detector, o parâmetro E_{s2} a energia depositada na segunda camada longitudinal do detector e o parâmetro E_t a energia total depositada no módulo central onde a partícula está incidindo. Na Figura 4.11, podemos observar a distribuição da diferença D .

Os três primeiros cortes da separação de elétrons já foram efetuados. O patamar foi escolhido de forma que 99,9% dos eventos sejam contemplados. Essa maior restrição é feita para tentar abranger um grande número de eventos que tenham características semelhantes às de um elétron. O evento só é classificado como elétron se a diferença D for maior do que o patamar calculado.

Os patamares obtidos a partir da distribuição da diferença de energia normalizada em um feixe de elétrons de 180 GeV são apresentados na Tabela 4.3, para cada valor do ângulo η .

Para que o evento seja considerado como elétron, ele deve satisfazer todos os quatro cortes descritos.

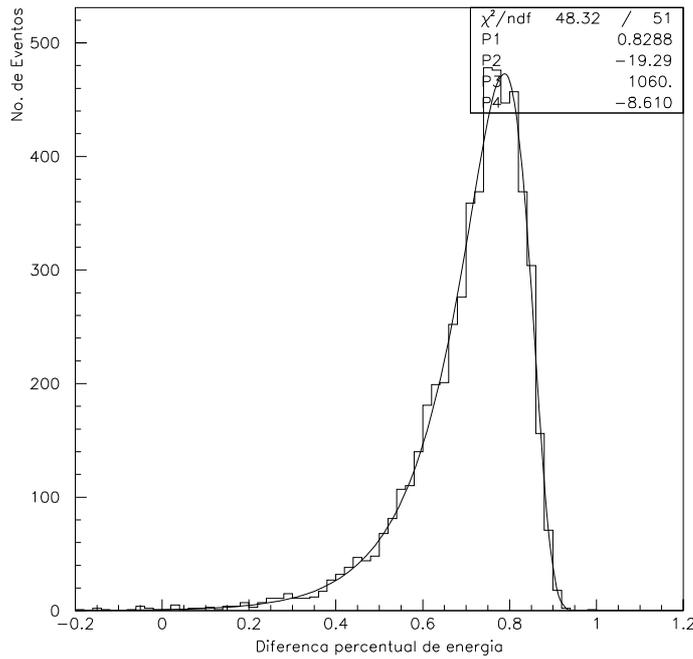


Figura 4.11: Diferença percentual de energia, após a aplicação dos três primeiros cortes clássicos (ver texto).

Tabela 4.3: Tabela com os valores dos cortes usados na diferença de energia.

η	-0,15	-0,25	-0,35	-0,45	-0,55
Corte	-0,07	-0,03	-0,004	0,09	0,21

Os cortes desenvolvidos visam identificar o máximo possível de elétrons possível. Contudo, não é possível determinar a porcentagem de falso alarme, porque não há nenhuma informação que diga dentro de um feixe qual é o tipo de partícula em cada evento, como seria o caso, por exemplo, se os dados fossem gerados por simulação.

Separação de Píons

Píons apresentam valores de energia, medidos pelo Tilecal, levemente inferiores aos dos elétrons de mesma energia. Isso porque o Tilecal é um calorímetro não compensado, apresentando sinais com maior intensidade quando o calorímetro interage com partículas eletromagnéticas, como elétrons e fótons. Píons também

apresentam vazamento de energia, principalmente pelo fato dos módulos do Tilecal não serem longos o suficiente para conter, longitudinalmente, a energia dos píons na configuração presente no arranjo experimental, onde o calorímetro de argônio líquido do ATLAS não está presente.

A não compensação e o efeito de vazamento longitudinal de energia juntamente com a característica do chuveiro hadrônico de apresentar uma maior flutuação estatística devido às interações nucleares ocorridas, levam a uma resolução em energia, medida pelo Tilecal, maior para píons do que para elétrons e num valor médio de energia menor para píons do que para elétrons de mesma energia.

O perfil de deposição dos píons apresenta depósito maior de energia na segunda camada do Tilecal, que contrasta com o elétron, que deixa quase que a totalidade da sua energia na primeira camada do detector. Píons também apresentam um chuveiro lateral extenso, apresentando valores significativos de energia nos módulos adjacentes ao módulo posicionado na direção do feixe.

Para ser classificado como pión o evento deve, primeiramente, apresentar uma energia superior aos patamares para múons calculados anteriormente.

A separação entre píons e elétrons é feita usando os mesmos cortes apresentados na identificação de elétrons. Basta que a partícula não satisfaça pelo menos um dos três cortes apresentados para a identificação de elétrons para que ela seja classificada como pión.

Como nenhuma metodologia fornece a classificação real da partícula presente num feixe com contaminação, não é possível determinar a eficiência de classificação nem a porcentagem de falso alarme.

4.6 Medidas de Concordância

Para aferir os resultados obtidos entre os métodos neural e clássico, medidas de concordância foram usadas. Elas são obtidas a partir da matriz de confusão [56]. A matriz de confusão é uma matriz quadrada $m \times m$, onde m é o número de classes a serem identificadas. Ela caracteriza como a classificação feita por um método se relaciona com a classificação do outro.

Três valores de concordâncias foram empregados nesse trabalho. O primeiro,

e mais simples, foi calculado a partir da soma da diagonal da matriz de confusão levantada, P_a , que representa o percentual de eventos que tiveram a mesma classificação para ambos os métodos, neural e clássico.

O segundo valor de concordância é o coeficiente κ [57]. O coeficiente κ foi apresentado como um coeficiente de concordância entre dois classificadores com amostras categorizadas em escalas nominais. Para este trabalho, as categorias são os tipos de partículas usados nos testes com feixes. O coeficiente κ apresenta perfeita concordância entre os classificadores quando igual a um ($\kappa = +1$). Quando este apresenta valores menores do que zero, significa que os classificadores apresentam uma péssima concordância.

O coeficiente κ é uma medida adequada por representar toda a matriz de confusão, e é amplamente utilizado em aplicações onde é preciso identificar onde dois classificadores concordam de uma forma mais ampla. O cálculo dessas duas medidas é descrito a seguir.

Seja uma matriz de confusão como a mostrada pela Tabela 4.4, para dois classificadores com três classes diferentes.

Tabela 4.4: Matriz de confusão entre dois classificadores para três classes.

	Método 2			
Método 1	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Total
Classe 1	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{1+}
Classe 2	n_{21}	n_{22}	n_{23}	n_{2+}
Classe 3	n_{31}	n_{32}	n_{33}	n_{3+}
Total	n_{+1}	n_{+2}	n_{+3}	1

O coeficiente κ é calculado utilizando a Equação 4.5.

$$\kappa = \frac{P_a - P_m}{1 - P_m} \quad (4.5)$$

Os valores de P_a e P_m são calculados utilizando as equações abaixo, onde k representa o número de classes.

$$P_a = \sum_{i=1}^k n_{ii}$$

$$P_m = \sum_{i=1}^k n_{+i} \cdot n_{i+}$$

Apesar do coeficiente κ ser utilizado amplamente na literatura, ele apresenta algumas deficiências e muitas vezes não fornecem resultados coerentes com o que é esperado do experimento. Em [58], vemos uma ampla discussão sobre o coeficiente κ e suas deficiências, em face de outros métodos.

Resumidamente, foi apresentado que o coeficiente κ é altamente sensível aos valores das probabilidades marginais. Isso pode levar a valores não coerentes dependendo de como as probabilidades marginais estiverem distribuídas. Nesse artigo, foi introduzido, inclusive, um outro método de medir a concordância entre classificadores, o coeficiente AC_1 , que é o terceiro método usado nesse trabalho.

Esse coeficiente é calculado usando também a Equação 4.5. O valor P_m , para o coeficiente AC_1 , é calculado de forma diferente do calculador para o coeficiente κ , como mostra a Equação 4.6.

$$P_m = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k \left(\frac{n_{i+} + n_{+i}}{2} \right) \left(1 - \frac{n_{i+} + n_{+i}}{2} \right) \quad (4.6)$$

Esse coeficiente apresenta uma correção da probabilidade de acerto devido a pura sorte com menor sensibilidade às probabilidades marginais, como demonstrado em [59].

O coeficiente κ será usado nesse trabalho, pois está estabelecido a bastante tempo como uma medida de concordância, e o coeficiente AC_1 , porque faz uma correção de concordância melhor [59], mas se trata de um método recente. O valor de P_a será usado ainda para mostrar o limite superior das outras medidas de concordância.

4.7 Resultados do Classificador Neural

Nesse Capítulo, o objetivo principal foi a separação de píons e múons que contaminam feixes de elétrons. Esse tipo de feixe possui uma função primordial na calibração do detector. Uma identificação confiável dos elétrons é importante para que a análise a ser feita para calcular os parâmetros de calibração seja realizada em eventos que sejam realmente elétrons. Adicionalmente, o feixe de elétrons apresenta altos níveis de contaminação de partículas e a distinção entre os padrões de píons e elétrons é bastante difícil.

A identificação e possível retirada dos eventos de contaminação ainda durante a aquisição dos dados pode prevenir que dados desnecessários sejam gravados e que o tempo de feixe seja desperdiçado. Contudo, antes de realizar esta análise, foi repetida a separação de múons de contaminação do feixe de píons, feita primeiramente em [50]. Por causa de modificações no software do sistema de aquisição entre as duas análises, o sistema neural precisava ser ajustado. As principais mudanças ocorreram na formatação usada para transmitir os dados e na codificação da resposta fornecida pelo classificador neural dentro do fluxo de dados.

4.7.1 Separação Píon-Múon

A separação entre píons e múons aplicou a metodologia descrita anteriormente. Um feixe de 180 GeV de múons foi adquirido e 200 eventos armazenados. Posteriormente, um feixe de 350 GeV de píons foi adquirido com o sistema neural em execução. Utilizamos feixes de diferentes energias, porque foi necessário seguir o cronograma de testes e somente esses feixes estavam disponíveis.

A energia do feixe de múons tem uma influência pequena na energia total depositada, sendo refletida num leve aumento no máximo valor provável de energia e em uma cauda mais alongada na região de alta energia. O aumento no máximo valor provável de energia foi medido, para o Tilecal, como sendo de 7% a cada aumento de 100 GeV na energia do feixe, logo um feixe de 350 GeV teria um máximo valor provável aproximadamente 12% maior do que um de 180 GeV [36]. A variação do valor de MOP para múons de diferentes valores de energia pode ser vista na Figura 4.12.

Como as variações são pequenas, não houve problemas ao utilizar o feixe de múons de 180 GeV com um feixe de píons de 350 GeV. Contudo, a abordagem mais correta seria utilizar feixes com os mesmos valores nominais de energia.

O vetor de entrada da rede neural foi composto pela energia de cada célula proveniente de metade do módulo central presente na direção do feixe, o que corresponde a uma super-gaveta. Observando a Figura 3.6, vemos que tal entrada corresponde a 23 valores de energia. A compactação da dupla leitura de cada célula do calorímetro foi aplicada, obtendo um único valor de energia por célula. Não utilizamos a granularidade total do detector para aumentarmos a velocidade do pro-

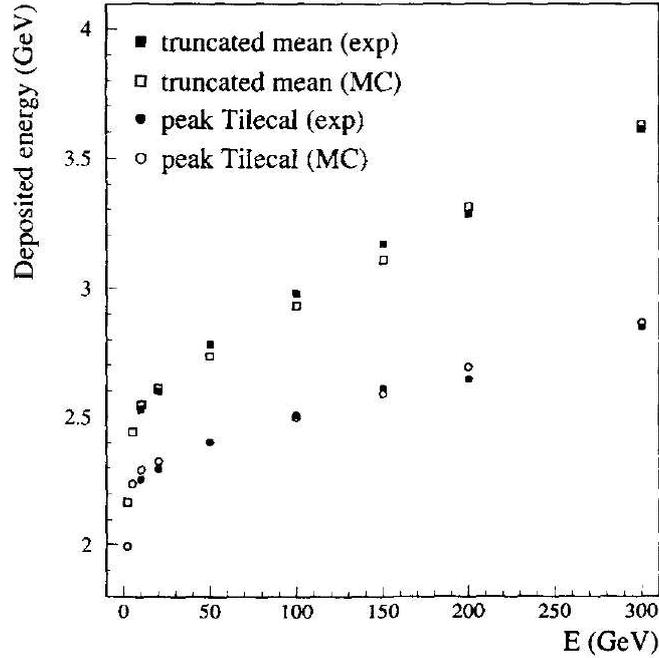


Figura 4.12: Valores de MOP para diferentes valores de energia (extraído de [36]).

cessamento neural, sem perda para eficiência de classificação.

A rede neural projetada possuía sete neurônios na camada intermediária e um neurônio na camada de saída. Todos os neurônios tinham como função de ativação a tangente hiperbólica. O treinamento da rede neural foi feito usando o algoritmo de *backpropagation* [48]. A saída desejada da rede neural para os eventos do feixe de múons armazenados era igual a +1, e a saída desejada para o feixe de píons em aquisição era igual a -1. O feixe de píons continha, além dos píons, os múons de contaminação. Logo, o treinamento foi feito tendo um alvo errado para os múons de contaminação, pois o alvo era determinado para o feixe e não para a partícula. Devido à granularidade do detector, a rede neural é capaz de identificar os múons de contaminação dentro do feixe de píons, apesar do alvo usado para esses eventos estar incorreto. Contudo, em [49], foi mostrado que pode ocorrer *overtraining* caso o treinamento não seja interrompido no momento certo. O treinamento é parado quando o erro quadrático começa a diminuir de forma acentuada. Um número de passos de treinamento foi então calculado que permitisse o treinamento correto da rede neural, sem *overtraining*.

A separação de píons de 350 GeV e múons de 180 GeV não é nenhum desafio,

pois a diferença entre a energia depositada por píons e múons nesse caso é muito grande. Além disso, o nível de contaminação no feixe de píons era menor do que 2%. Porém, era suficiente para o propósito do exercício, de preparar o sistema neural para a separação de píons, múons e elétrons.

A concordância, ou P_a , entre o método clássico baseado no corte de energia e o método neural ficou igual a 99,7%, ao desconsiderarmos os eventos iniciais com a classificação errada fornecida no início do treinamento da rede neural. Foram analisados aproximadamente 8000 eventos provenientes do feixe de píons. Na Figura 4.13, vemos a correlação entre a saída da rede neural e a energia da partícula incidente (método clássico). Podemos notar que os eventos apresentam uma clara correlação entre eventos de baixa energia e a saída correspondente do classificador neural para múons.

Confirmado o funcionamento do sistema neural, a separação entre píons, múons e elétrons foi implementada.

4.7.2 Separação Elétron-Píon-Múon

Seguindo a ordem da metodologia proposta, a aquisição do feixe de elétrons deve ser feita após a aquisição do feixe de múons e após a aquisição e purificação do feixe de píons. Contudo, essa cronologia não pode ser seguida, e dados de diferentes módulos tiveram que usados para testar o classificador neural.

Para não perder a oportunidade de testar o classificador neural, foram utilizados dados gravados do feixe de múons e píons, adquiridos durante o teste em um módulo do Tilecal diferente do usado com o feixe de elétrons. Baseado nos resultados obtidos em [39], onde uma uniformidade a nível de célula dos dados para elétrons na ordem de 3% foi obtida, podemos verificar que o uso de diferentes módulos na metodologia neural de treinamento não deve causar uma deterioração dos resultados obtidos pelo classificador neural, como ficará demonstrado mais à frente. O feixe de píons nesse caso foi purificado após a sua aquisição usando uma rede neural nos moldes da que seria feito durante a operação *online* do sistema neural.

Para verificar se a rede neural seria realmente capaz de fazer a separação, fizemos uma emulação do sistema de aquisição, reproduzindo a sistemática e o treinamento *online* do sistema neural. Ficou constatado que a utilização de dados

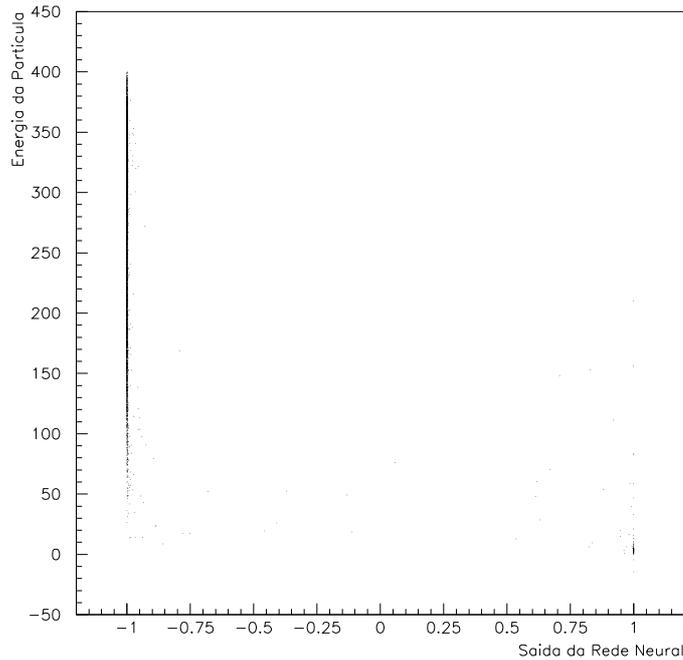


Figura 4.13: Saída da rede neural para um feixe de píons de 350 GeV.

provenientes de módulos distintos afetava de forma pouco significativa o desempenho do classificador neural. Uma variação de 2% de concordância, medida por P_a , entre os métodos neural e clássico foi observada ao usarmos dados do mesmo módulo e dados de módulos diferentes.

Sanada essa dificuldade, o sistema neural foi posto em operação durante a aquisição do feixe de elétrons de 180 GeV. Dados de múons de 180 GeV e píons “purificados” de 180 GeV completavam o conjunto de treinamento. Para a separação entre píons e elétrons é obrigatório que a energia do feixe de píons seja a mesma do feixe de elétrons.

A rede neural foi testada para diferentes pontos de impacto do feixe com o detector. Os ângulos η utilizados foram: -0,15, -0,25, -0,35, -0,45, -0,55. A topologia da rede neural para a separação de píons, múons e elétrons apresentou 3 neurônios de saída, mantendo-se 7 neurônios na camada escondida.

Três alvos de treinamento foram usados, que correspondem a cada tipo de feixe. Os eventos do feixe de múons tiveram como saída desejada $o_m = \{+1, -1, -1\}$, onde o primeiro elemento é relativo ao feixe de múons, o segundo ao feixe de píons e

o terceiro ao feixe de elétrons. Os eventos do conjunto “purificado” de píons tiveram como saída desejada $o_p = \{-1, +1, -1\}$. E, por fim, os eventos sendo adquiridos do feixe de elétrons tiveram uma saída desejada $o_e = \{-1, -1, +1\}$, incluindo os píons e múons de contaminação presentes no feixe de elétrons.

Os eventos de contaminação, presentes no feixe de elétrons, tiveram alvos errados durante o treinamento, pois pertenciam ao mesmo feixe. Apesar disso, a segmentação em células do Tilecal permitiu compensar esse erro no treinamento e identificar os eventos de contaminação dentro do feixe de elétrons.

O vetor de entrada foi normalizado pela raiz quadrada da energia total medida pelo calorímetro para o evento. A energia total corresponde à soma dos elementos do vetor de entrada. Uma normalização pela energia total foi tentada primeiramente [49]. No entanto, ficou constatado que alguns eventos de píons foram confundidos por múons e vice-versa por apresentarem perfis de deposição de energia muito próximos, pois a informação de energia foi retirada do vetor de entrada. Por esse motivo, a raiz quadrada foi usada como normalização, para recolocar essa informação no vetor de entrada do sistema neural.

Na Figura 4.14, o resultado da rede neural é exibido. No eixo X, vemos a diferença entre a saída de píons e a saída de múons e, no eixo Y, vemos a diferença entre a saída de elétrons e a saída de píons.

A separação entre as classes fica bastante evidente, demonstrando a eficiência do classificador neural *online*. A partir dos resultados do classificador neural, podemos compará-los com os obtidos pelo método clássico, levantando a matriz de confusão. A Tabela 4.5 mostra a tabela de confusão para um ângulo de impacto η igual a $-0,35$.

As colunas Clássico_e, Clássico_p e Clássico_m representam a classificação pelo método clássico para elétrons, píons e múons. As linhas Neural_e, Neural_p e Neural_m representam a classificação pelo método neural para elétrons, píons e múons, respectivamente.

Na Tabela 4.6, vemos os valores de concordância obtidos entre o método neural e o método clássico, calculados a partir da matriz de confusão. As três medidas de concordância são apresentadas. Os primeiros 1000 eventos foram desconsiderados nesse cálculo, para suprimir eventos que possuíam uma classificação errônea

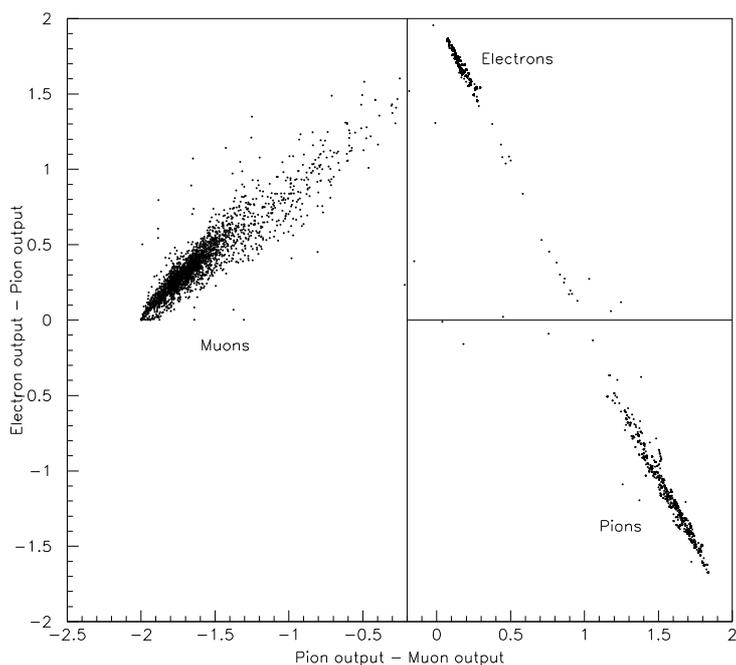


Figura 4.14: Diferença entre as saídas do classificador neural, para a separação de píons, múons e elétrons, para um feixe de elétrons de 180 GeV.

correspondente ao tempo que a rede neural leva para ser treinada.

Podemos notar que as concordâncias encontradas estão um pouco mais baixas que as obtidas na separação de píons e múons, contudo ainda se mantiveram em níveis próximos de 100%, demonstrando numa primeira análise a boa capacidade da rede neural de atuar *online* na classificação das partículas incidentes no feixe de elétrons.

Como discutido anteriormente, a medida fornecida pelo coeficiente κ está levemente abaixo das outras duas medidas de concordância. A medida fornecida pelo coeficiente AC_1 está muito próxima do que seria seu limite superior (P_a).

Contudo, foi constatado que os eventos onde os métodos apresentavam classificações discordantes caracterizavam-se pela tendência da rede neural em classificar como elétrons eventos que na realidade eram píons. Esse erro na classificação neural fez com que o classificador neural identificasse como píons eventos que possuíam um perfil de deposição de elétrons segundo o método clássico. Ambos efeitos podem ser vistos em **negrito** na Tabela 4.5.

Tabela 4.5: Matriz de confusão entre o método neural e método clássico para um feixe de elétrons de 180 GeV e ângulo η igual -0.35.

	Clássico_e	Clássico_p	Clássico_m
Neural_e	50,7%	1,77%	0,04%
Neural_p	1,12%	21,8%	0,05%
Neural_m	0,00%	0,04%	23,0%

Isso ocorreu porque o perfil de deposição de energia de píons e elétrons no módulo central, onde o feixe incidia, era muito similar em alguns poucos eventos. A distinção desses eventos só pode ser feita se observarmos a energia medida pelos módulos adjacentes, pois elétrons depositam muito pouca energia nesses módulos. Como essa informação não foi apresentada à rede neural durante a sua operação, ela não foi capaz de distinguir tais eventos e acabava por fornecer uma resposta incorreta.

Tabela 4.6: Tabela de concordâncias entre o método neural e o método clássico.

η	-0,15	-0,25	-0,35	-0,45	-0,55
P_a	96,7%	96,2%	95,5%	95,6%	96,6%
κ	94,6%	93,9%	92,8%	92,9%	94,5%
AC_1	96,7%	96,2%	95,5%	95,6%	96,6%

A Figura 4.15 mostra a distribuição de energia de vazamento lateral medida pelo módulos adjacentes ao módulo central, onde o feixe incidia. Dois histogramas podem ser observados. O primeiro, sem nenhuma hachura, traz os eventos nos quais ambos os métodos apresentaram a mesma classificação.

O segundo, com hachura, mostra eventos que foram classificados como elétrons pelo sistema neural e como píons pelo método clássico. Esse histograma foi dividido em duas partes. A parte à esquerda, com valores menores do que o corte efetuado na energia medida pelos módulos adjacentes, contém aproximadamente 10% dos eventos com classificações diferentes. A parte à direita, com valores maiores do que o corte efetuado na energia medida pelos módulos adjacentes, contém a maior parte dos eventos com classificações distintas, 90%.

Com isso, foi possível confirmar que grande parte da discordância entre os

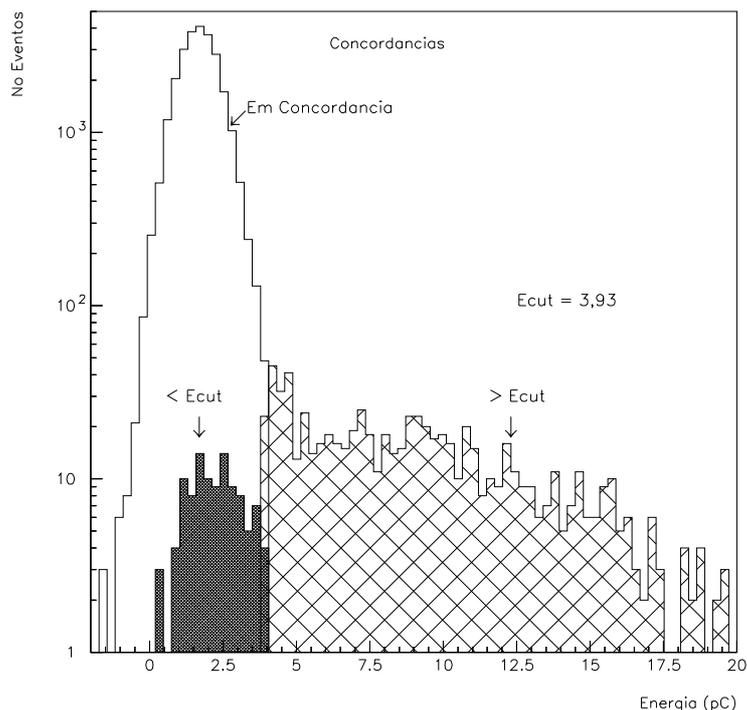


Figura 4.15: Histograma com eventos em concordância e discordância para a classificação de elétrons pelo estimador neural para um feixe de elétrons de 180 GeV.

dois métodos foi devido à informação de vazamento de ambos os módulos adjacentes.

A opção de não utilizar a informação dos outros módulos foi tomada para evitar a diminuição da taxa de aquisição durante o desenvolvimento da aplicação, para poder viabilizar o sistema neural a ser testado. Contudo, essa limitação pode ser superada se optarmos por usar sistemas mais específicos e rápidos para o desenvolvimento de uma rede neural e para a conversão do pulso digital em valor de energia, como DSPs (*Digital Signal Processors*) [60] ou FPGAs (*Field Programmable Gate Arrays*) [61]. Pois, a maioria das operações empregadas nesses sistemas é de multiplicação e acumulação, que são otimizadas em DSPs e FPGAs. Essa implementação pode ser usada em pesquisas futuras, repetindo-se a análise apresentada aqui.

Ao apresentarmos a informação de energia medida pelos módulos adjacentes à rede neural, os valores das medidas de concordância aumentaram consideravelmente. Contudo, essa análise foi feita *offline*, através da emulação do sistema real de aquisição utilizando dados gravados, pois a fase de calibração já havia terminado.

Um novo elemento foi acrescentado no vetor de entrada da rede neural, contendo o valor da energia de vazamento lateral, medido pelos módulos adjacentes ($E_{M0} + E_{M2}$). O restante da topologia da rede neural foi mantido, assim como todos os outros parâmetros usados, tais como número de passos de treinamento na fase inicial, taxa de aprendizado, normalização, etc.

Nessa análise, foram usados os dados adquiridos referentes aos feixes onde o sistema neural *online* estava em operação. Um sistema que emulasse o funcionamento do feixe foi desenvolvido, alternando momentos de atividade e inatividade. O período inicial, onde o treinamento da rede neural é mais intenso, também foi emulado. Após o treinamento inicial, a rede neural foi treinada com uma taxa de aprendizado pequena, apenas para rastrear pequenas flutuações.

Na Tabela 4.7, observamos a matriz de confusão após o processamento neural, onde a informação de energia de vazamento lateral foi apresentada à rede neural, para o feixe com um ângulo η igual a -0,35.

Tabela 4.7: Matriz de confusão entre o método neural e o método clássico para η igual -0.35, após a adição da informação de energia de vazamento lateral.

	Clássico_e	Clássico_p	Clássico_m
NeuraLe	49,5%	0,63%	0,01%
Neural_p	0,35%	24,1%	0,05%
Neural_m	0,00%	0,05%	25,3%

Podemos perceber claramente a diminuição na confusão entre a classificação de píons e elétrons para ambos os métodos, refletindo nas medidas de concordância. A medida de discordância entre o método clássico e neural para a identificação de elétrons e píons de foi reduzida 2,9% para 0,98%, após a inclusão da informação de energia de vazamento lateral no vetor de entrada da rede neural.

Na Tabela 4.8, temos os novos valores de concordância obtidos ao utilizarmos a energia de vazamento lateral medida pelos módulos adjacentes no vetor de entrada da rede neural. Novamente, os 1000 primeiros eventos são desconsiderados no cálculo das concordâncias.

Mais uma vez, vemos que o coeficiente κ está levemente menor do que as demais medidas de concordância. Porém, como as probabilidades marginais são

Tabela 4.8: Tabela de concordâncias entre o método neural e o método clássico, após a adição da informação de energia de vazamento lateral.

η	-0,15	-0,25	-0,35	-0,45	-0,55
P_a	99,1%	99,2%	98,9%	99,0%	99,0%
κ	98,5%	98,7%	98,2%	98,3%	98,4%
AC_1	99,1%	99,2%	98,9%	99,0%	99,0%

menores do que as obtidas sem a informação de energia de vazamento lateral, o coeficiente κ se mostra mais próximo dos outros coeficientes.

Nessa nova análise, observamos que a rede neural é capaz de fornecer uma classificação muito próxima à análise clássica *offline* feita no conjunto completo de dados após a sua aquisição, e confirmamos que uma tendência nos dados realmente existia, pois os resultados foram obviamente melhores após a adição da informação do vazamento lateral de energia ao vetor de entrada do classificador neural.

Como não há nenhum método capaz de fornecer a classificação real da partícula, é de se esperar que haja uma leve discordância entre ambos os métodos, neural e clássico. Os cortes não são capazes de cobrir todos os eventos de elétrons, e não é possível estimar quantos píons de contaminação foram classificados pelo método clássico erroneamente como elétrons, e vice-versa. Temos, em menor quantidade, casos de múons que apresentam valores elevados de energia que podem não ser identificados corretamente pelo método clássico, gerando mais discordância.

No final, são obtidos os parâmetros de calibração, calculados das distribuições retiradas dos resultados encontrados após a inclusão da informação de vazamento lateral de energia no treinamento do classificador neural. Na Figura 4.16, vemos as distribuições de eventos identificados como elétrons pelo método clássico e pelo método neural para um feixe de elétrons de 180 GeV.

A Tabela 4.9 mostra o resumo das constantes de calibração encontradas após a aproximação gaussiana feita nas distribuições de elétrons identificados por ambos os métodos, neural e clássico. Devido ao grande número de eventos acumulados durante a aquisição, aproximadamente 25000, é possível obter uma incerteza bem pequena para as constantes de calibração. Todos os valores se apresentam em concordância, dentro da barra de erros, o que demonstra que a pequena medida de discordância

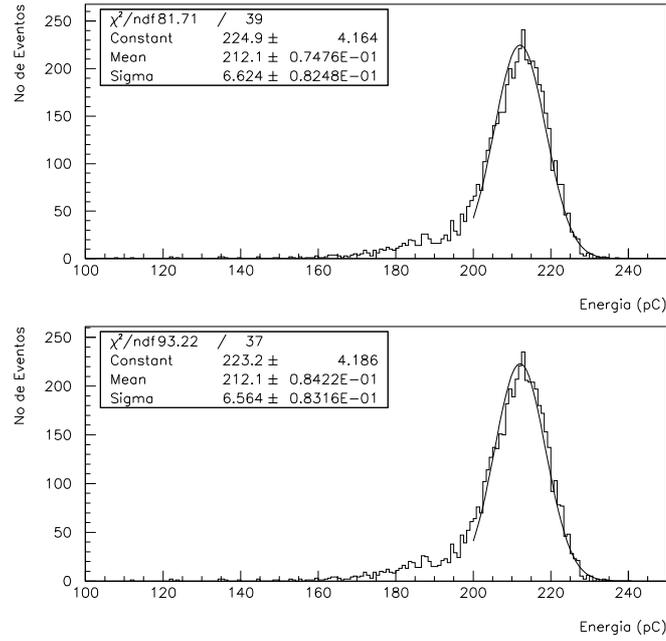


Figura 4.16: Distribuições de elétrons de 180 GeV, identificadas pelo método clássico (acima) e pelo método neural (abaixo), após a inclusão da informação de vazamento lateral.

entre os métodos não influi no resultado final, usado para a calibração.

Tabela 4.9: Tabela com os valores da constante de calibração para um feixe de 180 GeV.

	$C_{pC \cdot GeV^{-1}}$
Clássico	$1,1782 \pm 0,0004$
Neural	$1,1783 \pm 0,0004$

Devido às vantagens do classificador neural *online*, com a capacidade de agilizar o processo de identificação das partículas ou de, até mesmo, rejeitar eventos durante a aquisição, e a concordância com os resultados obtidos usando cortes *offline*, podemos concluir que o sistema neural se mostra como uma ferramenta bastante interessante como alternativa aos métodos clássicos ou quando é desejado otimizar o tempo de aquisição durante testes com feixes de partículas usados em períodos de calibração de calorímetros.

Capítulo 5

Sistema para Testes e Comissionamento do Tilecal

A leitura da informação gerada pela interação das partículas nos experimentos atuais de colisões de partículas é feita por sistemas eletrônicos extremamente complexos e com requerimentos bastante restritos.

O sistema eletrônico de leitura dos calorímetros, por exemplo, deve ser capaz de fornecer uma resposta rápida, dependendo da taxa de eventos que se deseja atingir, com pouco ruído e apresentar resistência à radiação.

Em calorimetria, os componentes eletrônicos utilizados para realizar a leitura do sinal medido pelo detector sofrem um rigoroso controle de qualidade. Esses componentes ao serem montados para formar o sistema de leitura do calorímetro são testados mais uma vez, a fim de verificar a montagem do sistema de leitura como um todo. Nesse caso, sistemas de testes são desenvolvidos gerando sinais que emulam o sinal gerado a partir das interações das partículas com o calorímetro [62] e/ou com sinais gerados pelo próprio sistema de leitura.

Além de sistemas de testes, antes da entrada em operação dos calorímetros no experimento de colisões de partículas, o sistema eletrônico é comissionado. O comissionamento é feito usando o sistema de aquisição final, ou quando este não está disponível, sistemas temporários podem ser usados para suprir essa necessidade. Este foi o caso do início do comissionamento para o calorímetro hadrônico do ATLAS, o Tilecal, como mostraremos neste trabalho.

Durante esse período, os detectores presentes no experimento vão sendo testa-

dos e lentamente integrados de forma a realizar a aquisição de dados conjuntamente. Para realizar a aquisição de dados, raios cósmicos são amplamente empregados, pois permitem testar os detector com partículas física antes das primeiras colisões.

5.1 Motivação

A cadeia eletrônica de leitura situada no interior dos módulos do Tilecal é crucial na performance do calorímetro e na análise dos dados adquiridos. Um bom funcionamento do sistema eletrônico do Tilecal é um requisito primordial e essencial para a operação do ATLAS no LHC.

A medição da energia das partículas incidentes no calorímetro é altamente influenciada pelo sistema eletrônico de leitura. O sistema eletrônico foi projetado para que uma performance especificada fosse atingida [25]. Essa especificação ainda previa que a performance da mediação do sistema de calorimetria poderia ser melhorada por métodos de processamento *offline*. Porém, falhas ocorridas na cadeia de leitura podem não ser recuperadas por tais métodos e prejudicar a resposta em energia do calorímetro.

Ao ser montada e inserida nos módulos do Tilecal, a cadeia eletrônica de leitura, construída em forma de gaveta, é testada diversas vezes. Para isso, sistemas de testes foram desenvolvidos. Assim, eventuais problemas são detectados e corrigidos. Se detectados tardiamente, após a entrada em operação do Tilecal no ATLAS, por exemplo, só poderão ser reparados durante a pausa anual prevista no funcionamento do LHC, o que é altamente indesejável.

Além de se detectarem falhas, os testes realizados permitem também a caracterização de alguns parâmetros da performance do sistema eletrônico, sendo o ruído eletrônico o de maior importância. Esse parâmetro tem grande influência na resposta de energia do Tilecal, limitando a sua performance. Altos valores de ruído degradam a performance de resolução em energia do Tilecal e a detecção de partículas que depositam pouca energia no detector, como múons.

Os testes da cadeia eletrônica foram feitos em dois momentos distintos. Primeiramente, com os módulos ainda na superfície, preparando-os para a sua colocação na posição final no experimento. Em seguida, com os módulos já posicionados na

caverna do ATLAS, durante a certificação (comissionamento) e, eventualmente, na própria operação do Tilecal no LHC.

Na primeira fase, as super-gavetas são testadas uma a uma, através de um sistema portátil de teste, que certifica os módulos do Tilecal individualmente. Em seguida, durante o período de comissionamento do ATLAS [63], os testes são efetuados no Tilecal já instalado na sua posição final.

Uma dificuldade ao realizar os testes durante o comissionamento é a própria complexidade do Tilecal, que possui 64 módulos na sua região central e 128 módulos na região de *endcap*, totalizando 256 super-gavetas que, durante a operação final do ATLAS, deverão ser testadas o mais rapidamente possível. Para isso, testes que possam rodar paralelamente tornam-se necessários durante essa fase.

O controle e a sincronização da cadeia eletrônica de leitura são feitos através de um sistema desenvolvido para todo o LHC e seus detectores, que utiliza fibras óticas para enviar os sinais, chamado de TTC (*Trigger, Timing and Control*) [11], apresentado anteriormente. Os sistemas eletrônicos dos detectores do ATLAS não operam sem o sistema TTC.

Os sistemas de teste e comissionamento desenvolvidos para o Tilecal fazem uso do TTC para se comunicarem com as gavetas presentes nos módulos do detector.

5.2 Testes na Superfície

Antes do ATLAS entrar em operação, todos os seus sub-detectores devem estar certificados. Essa certificação é feita para os sub-detectores propriamente ditos e para a sua eletrônica de *frontend* e *backend*. Essa certificação é feita ainda com os sub-detectores na superfície.

No caso do Tilecal, qualquer análise de performance ou de processamento dos dados provenientes dos seus módulos depende primordialmente da cadeia de leitura eletrônica e ótica que deve estar em perfeito estado. A certificação permite que falhas sejam identificadas e corrigidas, garantindo que a performance projetada para o Tilecal seja atingida.

Como o Tilecal é fruto de uma colaboração internacional com a participação de diversos países, os componentes da cadeia eletrônica de leitura foram projetados

por diferentes institutos, em vários países. Cada instituto desenvolveu seu próprio controle de qualidade. Porém, os componentes ao serem colocados juntos na gaveta devem ser testados como um sistema único.

Por esse motivo, um sistema que reúne todos os testes individuais e testes que verificam o funcionamento da gaveta como um todo foram propostos e desenvolvidos.

O principal objetivo dos testes feitos ainda na superfície era certificar a eletrônica de cada módulo, um de cada vez, e fazer reparos em possíveis componentes defeituosos. Os testes procuravam ser os mais abrangentes possíveis, de modo a detectar falhas na montagem ou em componentes da super-gaveta.

Foram desenvolvidos dois sistemas distintos com tal finalidade. O primeiro, chamado de *MobiDICK* [64], projetado em Clermont Ferrand, França. Esse sistema foi definido como padrão para os testes a serem realizados nos módulos do Tilecal e tinha como requisitos principais estabilidade e facilidade no manuseio. O segundo, chamado de *AHAB*, desenvolvido no CERN. O objetivo desse sistema era confirmar os resultados obtidos pelo MobiDick. Nesse sentido, o sistema era uma cópia do MobiDick, porém apenas em sua funcionalidade. O hardware e software utilizados não eram os mesmos, tornando as medidas de ambos os sistemas independentes. Ao mesmo tempo, era necessário uma plataforma de desenvolvimento onde novos testes pudessem ser projetados e amadurecidos antes de serem incorporados ao MobiDick.

Nesse contexto, a nossa contribuição se deu no desenvolvimento do AHAB e na criação de novos testes a serem incorporados ao MobiDick, auxiliando na detecção de falhas na cadeia eletrônica dos módulos do Tilecal. Por esse motivo, iremos expor apenas a implementação e resultados obtidos pelo AHAB.

5.2.1 Implementação

O AHAB foi montado em um *crate* portátil com barramento VME [22]. A portabilidade permitia que as gavetas pudessem ser testadas sem que os módulos do Tilecal fossem movimentados de forma desnecessária, o que iria requerer uma logística complicada. Na Figura 5.1, podemos ver a foto do sistema AHAB.

Dentro da *crate* VME existiam diversos módulos, listados a seguir.

- 1- *Single Board Computer* (SBC): um computador PowerPC em forma de placa VME, encarregado de rodar todos os programas de teste e de controlar as



Figura 5.1: Foto do sistema de teste portátil da super-gaveta do Tilecal.

demais placas através do barramento VME, que se comunicam com a gaveta, enviando e recebendo informações. Os programas e dados obtidos dos testes são armazenados em um disco rígido SCSI, que garante o funcionamento do sistema de forma isolada.

- 2- Placas TTC (TTCvi e TTCvx): compõem o sistema TTC utilizado pelos testes para o controle e aquisição dos dados da eletrônica do detector.
- 3- Controlador do barramento CAN : é uma placa utilizada para enviar e receber sinais através do barramento CAN. No AHAB esse controlador é usado para se comunicar com o Integrador ADC.
- 4- QDC (conversor analógico-digital de carga): é utilizado para digitalizar os sinais de carga provenientes dos somadores do primeiro nível de validação presentes na super-gaveta.

- 5- LED: usado para enviar um sinal luminoso constante para os tubos fotomultiplicadores.

Diversos testes foram desenvolvidos para determinar o funcionamento da eletrônica das super-gavetas. Os testes implementados no MobiDick se inspiraram em testes previamente desenvolvidos pelos vários institutos e também implementados no CERN, buscando neles quais funcionalidades deveriam ser testadas. Posteriormente, ficou constatado que dois testes adicionais seriam necessários, sendo desenvolvidos no AHAB e depois implementados no MobiDick. Foram eles: o teste com um sistema de LED e o teste de integridade da transmissão dos dados digitais dentro da super-gaveta. Esses testes serão apresentados detalhadamente mais adiante.

5.2.2 Testes Desenvolvidos

Na realização dos testes, foi definida uma ordem lógica de modo a permitir uma melhor otimização dos testes e detecção de falhas. Logo, primeiramente, foram realizados testes básicos que utilizam poucos recursos e, gradativamente, testes mais complexos vão sendo utilizados. Com isso, é possível identificar mais facilmente falhas, pois as funcionalidade dos componentes eletrônicos vão sendo testados cumulativamente.

A verificação da comunicação entre o sistema de aquisição e controle presente fora do detector com as placas 3em1 é o teste mais básico a ser feito. Este teste utiliza as fibras óticas e o barramento CAN, pois ambos os meios podem ser utilizados para a comunicação com as placas 3em1, confirmando a sua presença e o funcionamento do seu sistema de controle. Como os demais testes fazem uso dessa comunicação, se esse teste não funcionar os demais não serão bem sucedidos.

Sinais de configuração são enviados às placas 3em1 pelas fibras óticas usando-se o sistema TTC, ou através do barramento CAN, usando o Integrador ADC. A configuração enviada fica armazenada numa memória presente em todas as placas 3em1. A leitura da configuração é feita apenas através do barramento CAN, pois o sistema TTC somente envia comandos, não sendo capaz de receber dados.

O teste consiste no envio de uma máscara de bits (0xAAAA), seguida do seu complementar (0x5555) e da leitura e comparação da máscara enviada com a palavra lida da memória da placa 3em1. No total, 45 placas para uma super-gaveta

de módulos da região do barril e 32 para módulos da região do barril estendido devem responder a esse teste. O fato de usarmos duas máscaras complementares permite identificar de forma simples e rápida a existência de bits presos (“stuck bits”). Na Figura 5.2, vemos a seqüência de envio de comandos e leitura dos dados.

Esse teste de comunicação é repetido para todas as placas 3em1. A comunicação é considerada livre de erros se ambas as palavras lidas corresponderem perfeitamente às máscaras enviadas.

O próximo teste implementado foi a verificação da cadeia digital de leitura dos pulso, feita através da injeção de carga no sistema de calibração presente nas placas 3em1 e pela leitura do sinal temporal. Dois níveis de carga foram utilizados durante esse teste : 5 pC e 600 pC. O primeiro nível foi usado para verificar a parte do circuito que fornece alto ganho e o segundo foi usado para testar a parte do circuito que fornece baixo ganho.

Na Figura 5.3, vemos a saída do sistema de injeção de carga, com as amostras digitalizadas, para um valor de carga igual a 5 pC. A análise dos dados obtidos pelo teste é feita visualmente pelo operador do sistema. Podemos notar que o sinal proveniente do canal 9 apresenta aproximadamente metade da sua amplitude. Como o sinal é digitalizado diferencialmente, provavelmente um dos ramos do sinal diferencial deste canal apresenta problemas.

Um teste para avaliar o pedestal e o ruído eletrônico da cadeia digital de leitura do Tilecal foi desenvolvido. O pedestal é o nível médio presente na saída dos digitalizadores [31] quando nenhum sinal de entrada está presente. Esse nível médio permite que sinais com valores negativos (*undershoot*) sejam digitalizados, já que o digitalizador só converte sinais positivos. O ruído, por sua vez, é a variação desse pedestal e corresponde ao ruído eletrônico inerente ao sistema.

Na Figura 5.4, vemos os gráficos obtidos a partir desse teste. O algoritmo que transforma o sinal temporal em sinal de energia é capaz de compensar o valor médio do pedestal, logo o pedestal não é um parâmetro que influi de forma significativa na performance do detector. Essa compensação, atualmente, é feita por meio de dois algoritmos. O primeiro, chamado de método de aproximação (*fit method*), é usado de forma *offline* e realiza a aproximação do sinal adquirido $\mathbf{s}(\mathbf{t})$, a partir de um sinal referência normalizado $\mathbf{r}(\mathbf{t})$. Nesse método, três parâmetros são usados:

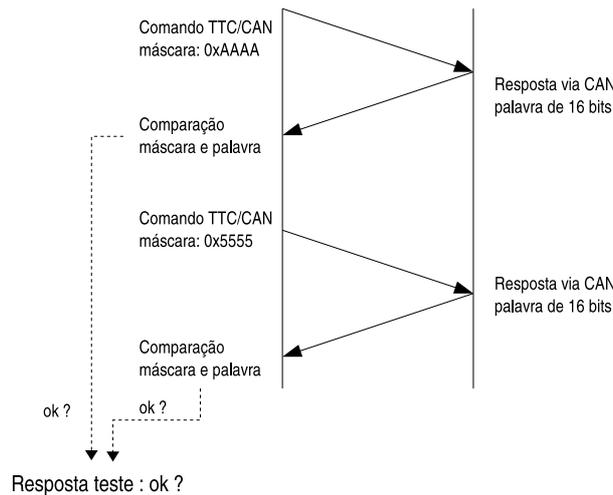


Figura 5.2: Fluxo do teste de comunicação (TTC/CAN) com as super-gavetas.

amplitude (A), pedestal (P) e atraso (τ). Logo, com os parâmetros encontrados, o sinal adquirido $s(t)$ é aproximado pela a Equação 5.1:

$$s(t) = A \times r(t - \tau) + P + n(t) \quad (5.1)$$

Como o valor do pedestal é extraído na aproximação, ele se torna irrelevante, pois a amplitude do sinal aparece sem a contribuição do pedestal. A amplitude é o parâmetro proporcional à energia da partícula.

O segundo método que calcula o valor de energia a partir do pulso temporal é chamado de filtragem ótima (*optimal filtering*) [42, 65]. É uma filtragem ótima no sentido de reduzir o ruído presente no sinal. Esse método utiliza a informação de ruído e do pulso do sinal para, através de um método matricial, extrair os valores da amplitude e do atraso usando coeficientes (pesos) que são usados para filtrar o sinal adquirido. O pedestal é retirado observando-se a primeira e a última amostras do pulso adquirido. Essas amostras não possuem sinal. Foi assumido também que o ruído $n(t)$, é branco e gaussiano com média igual a zero.

A filtragem ótima foi escolhida para ser usada *online* no sistema de aquisição do ATLAS, pois é mais rápida do que o método da aproximação ao ser implementada nos DSPs [60] utilizados na aquisição.

A utilização das amostras do próprio sinal para estimação do pedestal não é vantajosa, pois, se o sinal não estiver centrado corretamente na janela de amostragem, o pedestal pode ser super-estimado. A filtragem ótima, no entanto, pode ser

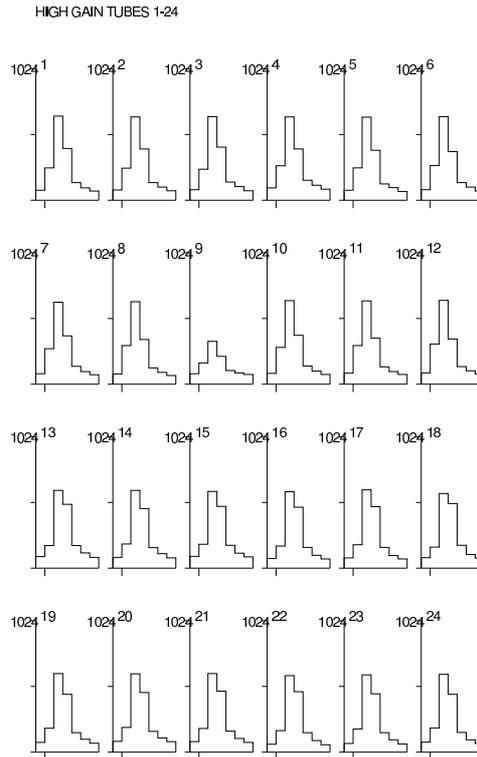


Figura 5.3: Sinal de saída para os 24 primeiros canais da super-gaveta do Tilecal.

estendida de forma a calcular também o pedestal através de um novo conjunto de coeficientes, igualando-se ao método da aproximação. Nesse caso, o tempo de processamento do algoritmo implementado nos DSPs presentes no sistema de aquisição pode ser comprometido. Além disso, o cálculo de mais um conjunto de coeficientes coloca mais restrições no cálculo dos coeficientes de amplitude e atraso, fornecendo valores que podem não ser os melhores.

O ruído eletrônico, por sua vez, afeta diretamente a performance de medição de energia feita pelos módulos do Tilecal, degradando a sua resolução e sua faixa dinâmica, principalmente, nos níveis de mais baixa energia.

Os valores médios do ruído dos ramos de alto e baixo ganho são comparados com valores de referência obtidos de super-gavetas consideradas em perfeito estado. Para o ramo de alto ganho, o valor de referência é de 1,3 contagens ADC e para o ramo de baixo ganho o valor é igual a 0,7 contagens ADC.

A verificação do circuito integrador também é feita pelos sistemas de testes. Uma carga fixa é injetada pela placa 3em1 e o integrador é testado para os seus diferentes ganhos. A saída do integrador é lida através do barramento CAN. Curvas

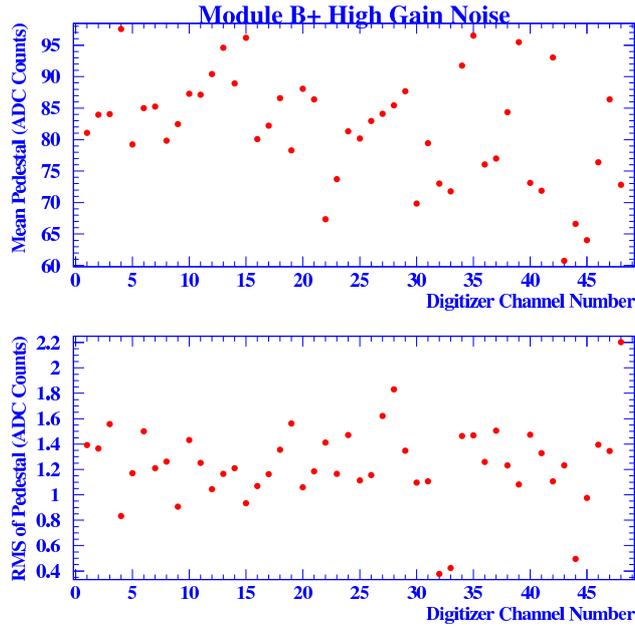


Figura 5.4: Resumo do pedestal médio obtido para cada canal (placa *3em1*) e desvio padrão do pedestal.

com a relação entre a saída do Integrador ADC e o ganho configurado são levantadas. Essas curvas são aproximadas por retas para se verificar a linearidade. Essa parte do sistema é importante para os testes com a fonte de Césio [28] e para monitoração das gavetas, ao longo do funcionamento do LHC.

Testes na cadeia do sistema de primeiro nível de validação também foram implementados, através da injeção de carga pelo sistema de calibração da placa *3em1*. Os sinais dos somadores analógicos [66], desenvolvidos na UFRJ, são adquiridos pelo conversor analógico-digital de carga, o QDC.

Dois valores diferentes de carga são injetados. Para cada valor de carga, foi verificado se os valores obtidos pelo QDC são maiores que um patamar em contagens ADC pré-determinado. Para o cálculo do patamar, foi usado um canal em perfeito funcionamento, onde o fator de conversão da carga em pC para contagens ADC foi calculado. A partir desse fator, podemos extrair os patamares em contagens ADC referentes aos dois valores de carga usados para realizar o teste dos somadores. Uma folga de 10% para menos é dada para cobrir possíveis flutuações de ganho entre os diversos canais e entre as super-gavetas. A partir desses resultados, podemos detectar somadores que não apresentam nenhum sinal na sua saída, ou que tenham valores abaixo do normal.

No intuito de aprimorar os sistemas de testes, dentro dos objetivos do AHAB, dois novos testes foram desenvolvidos durante a operação do AHAB e depois integrados ao MobiDick, pois mostraram-se importantes na detecção de falhas.

O primeiro deles foi o teste das fibras óticas utilizando um LED. O Tilecal possui uma fibra que leva luz aos fotomultiplicadores dentro da super-gaveta. Enviando-se um sinal luminoso constante é possível observar se os tubos fotomultiplicadores apresentam algum problema. Os tubos fotomultiplicadores são os primeiros elementos eletrônicos dentro da cadeia de aquisição do Tilecal. Eles possuem um papel fundamental, pois transformam o sinal luminoso em sinal elétrico. A diminuição no ganho dos fotomultiplicadores pode reduzir a relação sinal-ruído e deteriorar significativamente a performance do detector, além de afetar os valores das constantes de calibração.

As leituras dos sinais provenientes desse teste devem ser feitas utilizando-se o Integrador ADC, pois o LED fornece um sinal luminoso de intensidade constante, gerando um sinal elétrico também constante na saída dos tubos fotomultiplicadores que será filtrado pela eletrônica presente dentro das placas 3em1.

Testes para detecção de um eventual erro de transmissão dos sinais digitais dentro da super-gaveta também foram incorporados ao MobiDick. Esse conjunto de testes foi motivado por erros encontrados na seqüência de bits lidos durante a operação do sistema de aquisição digital na cadeia eletrônica do Tilecal na sua taxa máxima de 100 kHz.

Os sinais digitais gerados pelas super-gavetas têm um sistema de detecção de erro do tipo CRC (*Cyclic Redundant Check*). Durante a aquisição dos dados a 100 kHz, taxa máxima que o sistema digital envia seus dados, o CRC é verificado de modo a certificar que nenhum bit enviado tenha sido trocado, o que seria desastroso para o cálculo da energia das partículas.

Outra informação importante presente no fluxo de dados é o chamado BCID (*Bunch Crossing ID*). Esse identificador conta o número de cruzamentos do feixe de prótons e é incrementado na taxa do experimento (40 MHz). Cada digitalizador dentro da super-gaveta faz essa contagem de forma independente ao receber o sinal proveniente do sistema TTC, logo qualquer problema na sincronização do relógio ou na inicialização dos digitalizadores pode gerar valores diferentes de BCID, o que é

extremamente grave, pois esse identificador é usado para a sincronização dos dados de todos os sub-detectores do ATLAS. Eventos provenientes de uma colisão ocorrida pelo cruzamento do feixe devem possuir o mesmo BCID.

Durante a realização dos vários testes desenvolvidos, observamos que algumas funcionalidades mais básicas são utilizadas mais de uma vez, tais como a injeção de carga no sistema de calibração das placas 3em1, ou a comunicação e configuração das mesmas. Isso ocorre, porque testes diferentes devem sempre reconfigurar as placas 3em1 e o seu sistema de calibração, ou outros componentes presentes nas super-gavetas, para garantir que estão num estado que permita a realização dos testes de forma correta.

Logo, os componentes vão sendo testadas repetidamente. Porém, à medida em que os testes ficam mais complexos, novas funcionalidades são testadas que não foram verificadas anteriormente, o que permite identificar de forma mais precisa onde a falha ocorreu. Essa repetição também ajuda na detecção de falhas intermitentes.

Anormalidades detectadas pelo sistema de testes são analisadas mais cuidadosamente, a partir de arquivos gerados pelo sistema de teste, e o componente com problemas é trocado. Além de verificar os diversos componentes eletrônicos, os testes desenvolvidos verificam também as conexões entre os componentes, sejam cabos ou fibras óticas, mesmo este não sendo o objetivo principal desse sistema.

Os testes desenvolvidos são executados muito rapidamente. Em questão de minutos é possível rodar todos os testes desenvolvidos para o AHAB. A maior dificuldade encontrada é conectar a super-gaveta a ser testada aos cabos e fibras, pois, além da grande quantidade e dificuldade de instalação desses serviços, maus contatos são bastantes comuns.

5.3 Sistema MobiDAQ

Após os testes na superfície, os módulos do Tilecal foram montados na caverna do ATLAS. Nessa nova fase de controle de qualidade do Tilecal, os testes na eletrônica de leitura deixam de ser feitos em apenas um módulo de cada vez. O objetivo passa a ser comissionar a eletrônica na sua configuração final de cabos e fibras, deixando o detector pronto para operação [67]. A princípio os cabos e fibras preci-

sam ter um controle de qualidade e comissionamento feito separadamente [68, 69], contudo esse sistema faz uma verificação indireta, pois necessita desses serviços para operar. Além disso, os testes passam a utilizar o ambiente de software fornecido pelo grupo de *Trigger* e *Daq* (TDAQ) do ATLAS.

Um novo sistema para realizar os testes nos módulos para certificação na caverna foi proposto: MobiDAQ [70]. O MobiDAQ é um sistema de testes móvel, usado para comissionar várias super-gavetas do Tilecal ao mesmo tempo. A mobilidade do MobiDAQ permite que ele seja usado em posições diferentes dentro da caverna do ATLAS, enquanto o sistema de aquisição final não está pronto para uso.

Desde o primeiro momento da concepção do sistema, dois objetivos foram traçados para o seu desenvolvimento. O primeiro foi realizar a leitura ou a configuração das super-gavetas em paralelo, sempre que possível, como forma de minimizar o tempo gasto nos testes, funcionando o mais próximo possível da operação final do Tilecal no ATLAS, quando as colisões vierem a ser produzidas pelo LHC. O segundo foi a utilização do ambiente e das bibliotecas fornecidas pelo grupo de TDAQ. Esse objetivo era muito importante para a reutilização do MobiDAQ (ou partes dele) na monitoração do funcionamento da eletrônica do Tilecal. Um exemplo pode ser visto em [71] onde os RODs são comissionados utilizando funcionalidades criadas para o teste com o MobiDAQ. Uma dessas funcionalidades é o DVS, que mencionaremos mais a frente.

Para satisfazer esses dois objetivos, mudanças bastante significativas nos sistemas anteriores de testes desenvolvidos foram necessárias, tanto na metodologia quanto na programação dos testes. A implementação foi feita seguindo os moldes do AHAB, usando módulos VME. A arquitetura e a maneira como o sistema foi implementada serão apresentados mais a frente.

Ficou definido que, a princípio, no máximo 8 gavetas seriam testadas concomitantemente, isto é, metade de uma partição. Não foi utilizada uma partição completa, pois o hardware necessário, neste caso, faria com que a complexidade do sistema crescesse em demasia, tornando-se inviável.

O número máximo de seis super-gavetas, com leitura em paralelo, havia sido alcançado durante os testes com feixes de partículas, o que demonstra o desafio a ser enfrentado pelo sistema de certificação a ser implementado para a leitura de oito

super-gavetas. Durante esse período de testes e calibração, o sistema apresentava diversos problemas, como canais que paravam de funcionar ou apresentavam flutuações inesperadas. A análise desses problemas causava diversas interrupções na aquisição de dados, pois o sistema de aquisição não estava equipado para fornecer um diagnóstico do que havia de errado com a eletrônica do detector. Tais interrupções poderiam ser evitadas se a metodologia de certificação e comissionamento fosse empregada para garantir o funcionamento das super-gavetas.

5.3.1 Arquitetura e Implementação

Levando-se em conta a novidade no teste de um grande número de módulos e o necessário envolvimento de especialistas de diversos países em colaboração, quase sempre geograficamente distribuídos, o projeto deste sistema pode ser considerado como bastante ambicioso.

A arquitetura básica de hardware do sistema AHAB foi mantida para o desenvolvimento do MobiDAQ. Alguns componentes foram replicados para permitir a leitura de mais super-gavetas em paralelo. Logo, a maior parte do desenvolvimento ficou para a parte de software do sistema, na transposição dos testes realizados pelo AHAB e na adição de novos testes. O maior desafio, no entanto, estava no controle dos testes para evitar conflitos durante a aquisição dos dados das oito super-gavetas.

Um *crate* VME foi utilizado para abrigar os módulos do MobiDAQ. Os módulos são basicamente os mesmos usados no AHAB.

Cinco SBCs com Pentium III foram usados. Um deles foi utilizado para rodar a maioria dos testes e para controlar os outros quatro nos testes que atuam em paralelo. Os módulos TTC presentes no sistema são TTCvi e o TTCex. Um módulo (*Readout Buffer*) foi usado para controlar o barramento CAN, conectado ao Integrador ADC. Esse módulo foi desenvolvido em Barcelona, Espanha, com esse único objetivo. Ao ser incorporado ao MobiDAQ, ele pode ser avaliado e aprimoramentos em seu projeto foram sugeridos e implementados.

Quatro conversores analógico-digital de cargas, QDCs, foram utilizados para a leitura dos sinais provenientes dos somadores. Uma placa simples de conversão foi projetada para adequar os sinais diferenciais dos somadores ao formato usado pelo QDC e a sua faixa dinâmica. O QDC aceita apenas sinais negativos e é capaz de

integrar até no máximo 400 pC de carga.

A placa projetada, basicamente, transforma o sinal diferencial proveniente dos somadores em um sinal referido ao terra, utilizando transformadores de alta frequência (na faixa de 100 MHz), e aplica um ganho para que a saída se adeque à faixa de operação do QDC. As saídas dos somadores referentes à detecção dos múons apresentam um ganho maior [66], logo as placas de conversão apresentam um ganho menor para compensar. O ganho da placa para as torres era igual a 0,99 e o ganho referente a saída de múons igual a 0,42. A Figura 5.5 mostra um esquema resumido da placa descrita.

Com o hardware basicamente definido, o desenvolvimento do software foi iniciado. Bibliotecas para acessar os módulos VME foram os primeiros programas a serem criados. Com essas bibliotecas, os testes propriamente ditos foram escritos. Os testes do AHAB foram utilizados como modelo, ditando quais funcionalidades seriam testadas. Os testes foram aprimorados, para que mais funcionalidades fossem certificadas.

Todos os testes que necessitam utilizar o barramento CAN foram desenvolvidos para serem executados em um módulo por vez, enquanto os testes que faziam a leitura através das fibras óticas foram implementados para serem executados em mais de uma super-gaveta em paralelo.

5.3.2 Testes Desenvolvidos e Resultados

Dois conjuntos de testes foram desenvolvidos. O primeiro faz a leitura dos sinais sem nenhuma excitação presente na cadeia de leitura eletrônica e tem como objetivo medir o nível de ruído em diversas partes desta cadeia. O segundo injeta uma carga conhecida e o sinal gerado como resposta a esta excitação é comparado a esta carga injetada.

Através desses testes, além do comissionamento da cadeia eletrônica presente no Tilecal, podemos também identificar problemas em cabos, fibras óticas e também em sistemas que estão conectados à eletrônica do detector, mas que não fazem parte dela diretamente, fontes de alimentação de baixa tensão, por exemplo.

Os testes foram desenvolvidos dentro do ambiente de software do sistema de aquisição do ATLAS (Grupo TDAQ, *Trigger Data Acquisition*), fazendo uso do

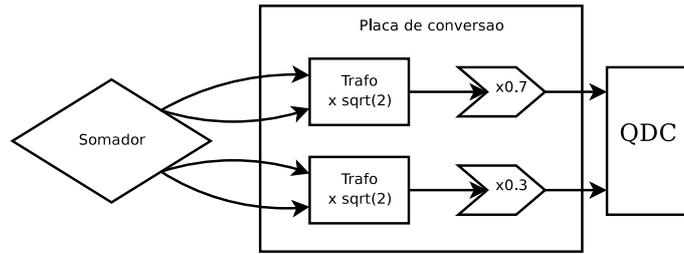


Figura 5.5: Esquema da conversão feita pela placa usada para leitura das saídas dos somadores.

mesmo sistema operacional, no caso Linux, do mesmo ambiente de compilação e das bibliotecas desenvolvidas em C++ pelo grupo TDAQ. Dessa maneira, o sistema automático de testes é totalmente compatível com o sistema oficial de aquisição do ATLAS. Assim, o software desenvolvido pode ser aprimorado e integrado aos sistemas finais presentes na cadeia de aquisição do Tilecal. Logo, o desenvolvimento do sistema final de comissionamento é facilitado para identificar falhas na cadeia eletrônica de leitura do Tilecal durante a sua operação final no LHC.

Cada teste desenvolvido é usado para certificar uma determinada parte da eletrônica do detector. A saída do teste é uma resposta dizendo se o componente em questão está ou não funcionando corretamente. O *status* de saída do programa indica se houve falhas ou não ($status = 0$, execução normal e $status \neq 0$, execução com falhas).

A seguir, listamos os testes utilizados para o processo de certificação da eletrônica do detector.

Testes de Comunicação

Primeiramente, uma comunicação simples foi testada com a gaveta eletrônica. Dois testes foram desenvolvidos:

1. Teste comunicação ADC \rightarrow esse teste se comunica com o ADC Integrador, através do barramento CAN, e lê a versão do *firmware* presente na placa. O resultado esperado é um conjunto de caracteres identificando a respectiva versão. Através desse teste certifica-se que o Integrador ADC está funcionando e que os cabos do barramento CAN não apresentam interrupções.

2. Teste comunicação TTC → nesse teste, comandos são enviados a cada placa 3em1, e os bits presentes no seu registrador de controle são configurados com um dado valor e depois com o seu complementar. Com isso, podemos testar a comunicação entre o sistema TTC e as placas 3em1.

Ambos os testes se assemelham ao teste de comunicação do AHAB. O teste TTC é basicamente igual, diferindo apenas na forma da implementação (linguagem de programação, C++), mas com as mesmas funcionalidades.

O teste de comunicação entre o Integrador ADC e as placas 3em1 que utilizam apenas o barramento CAN foi dividido em dois, quando comparado com o usado no MobiDick e no AHAB. Um mais simples, explicitado acima, e outro mais complexo que, além de testar a comunicação com as placas 3em1, realizam testes mais detalhados no Integrador ADC. Esses testes mais detalhados são capazes de testar funcionalidades do Integrador ADC que nem o MobiDick nem o AHAB testam. Isso porque esse teste passou a ser modificado por especialistas de Barcelona, que desenvolveram o Integrador ADC e o *Readout Buffer* que se comunica com o Integrador. As funcionalidades incluem a conversão do valor integrado para uma palavra digital e automatização da leitura através de uma varredura por todas as placas 3em1.

Os dois testes descritos acima são os mais básicos. Todos os demais testes dependem da comunicação através do barramento CAN ou do sistema TTC. Caso esses dois testes apresentem problemas, todos os demais estarão comprometidos. Essa interdependência entre os diversos testes é usada para determinar a hierarquia dos testes e gerenciar a sua execução. Ao saber, *a priori*, das dependências entre os testes é possível configurar a ordem de execução dos mesmos, realizando os mais simples primeiro antes dos mais complexos. Mais a frente daremos mais detalhes sobre como essa hierarquia é implementada, determinando a ordem dos testes e se podem ser executados em paralelo ou não.

Teste de Ruído

Um parâmetro de extrema importância para a performance do detector é o seu ruído eletrônico inerente. Tal parâmetro é calculado para todas as gavetas em diferentes fases da certificação.

O teste de ruído realizado pelo sistema de testes é feito usando toda a cadeia de aquisição digital do Tilecal. As placas 3em1 são configuradas para não injetarem sinal algum a partir do seu sistema de calibração. Em seguida, as amostras digitais de ruído são lidas pelo sistema de aquisição.

Os dados digitalizados são enviados para o sistema de aquisição presente fora do detector apenas quando um sinal de aceitação é enviado para a eletrônica do Tilecal pelo sistema TTC. Quando esse sinal é recebido, todos os dados dos digitalizadores coletados pela placa de interface são enviados. Durante testes e calibração do detector, sete amostras de ambos os ramos de ganho da parte analógica são coletadas.

Tendo as amostras de ambos os níveis de ganho, é possível determinar o ruído das duas cadeias de aquisição. Isso é feito da mesma maneira que nos sistemas de teste anteriores. A maior diferença está no fato de que essa análise é feita nas 8 super-gavetas em paralelo. A Figura 5.6 mostra o esquema de como é feita a configuração e leitura dos dados durante o teste de ruído. A descrição dos passos mostrados nessa Figura é dada abaixo.

Primeiramente, as super-gavetas são configuradas uma a uma através do sistema TTC (1), controlado pelo SBC0. A seguir, o sinal de início de aquisição é enviado pelo SBC0 para os demais processadores SBC através do barramento VME (2). Com isso o sistema está pronto para iniciar a aquisição. Os sinais de aceitação, L1A (veja Capítulo 2), são enviados (3) e os dados das super-gavetas são lidos pelos processadores SBC. Placas S-Link [21] fazem a transformação do sinal luminoso em dados digitais (4). Os dados são armazenados nos processadores SBC que, então, realizam a análise. Nessa configuração, é possível analisar, em paralelo, grupos de duas super-gavetas.

Na Figura 5.7, vemos gráficos gerados a partir das análises feitas nos processadores SBC. Esses gráficos trazem os valores médios do pedestal de ruído para cada canal da gaveta eletrônica, com relação à saída de alto ganho (45 canais). No eixo y temos valores em contagens ADC e no eixo x temos o canal da gaveta eletrônica do Tilecal. O pedestal é definido por uma rede de resistores na entrada analógica dos digitalizadores e se traduz num nível médio constante nos sinais, que permite que pequenas excursões dos sinais em valores negativos sejam também digitalizados

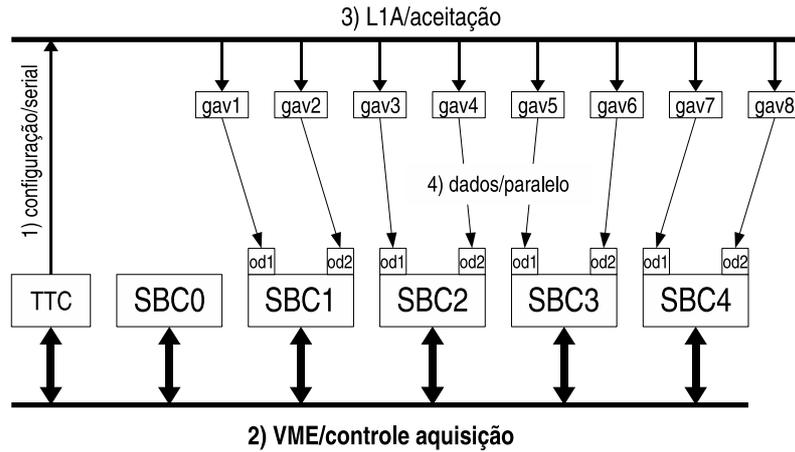


Figura 5.6: Esquema de funcionamento do teste no sistema digital da cadeia eletrônica de leitura do Tilecal.

corretamente [31].

O ruído, por sua vez, é calculado pelo desvio padrão das sete amostras dentro de um mesmo evento. Em seguida, a média é tirada para todos os canais ao longo de todos os eventos adquiridos. Para essa análise, mil eventos foram usados para o cálculo do ruído. Esse tipo de ruído atinge a banda de alta frequência, pois calculamos o desvio padrão das amostras que estão na taxa de 40 MHz. Essa análise é feita para ambos os ganhos. Na Figura 5.8, vemos os gráficos gerados pelo teste para a saída de alto ganho e baixo ganho. Podemos observar que para a saída de baixo ganho um dos canais mostrou um ruído acima da tolerância usada para os testes.

Um novo teste de ruído, observado pelo Integrador ADC, foi introduzido pelo MobiDAQ. Nesse teste, os dados gerados pelo Integrador ADC eram lidos sem que nenhuma carga fosse injetada no sistema de calibração. O desvio-padrão das amostras lidas durante esse teste fornecia o nível de ruído presente nessa cadeia de aquisição. Nesse caso, o valor de referência do ruído para todos os canais era de 0,7 contagens ADC. Cem eventos são usados para levantar os valores de ruído para cada canal lido pelo Integrador ADC.

Quando a gaveta eletrônica é montada e inserida nos módulos, diversos fatores podem alterar a característica do ruído observado. O de maior importância é a fonte

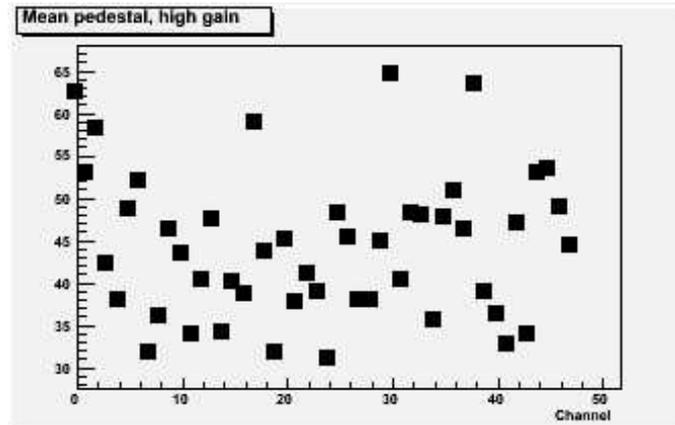


Figura 5.7: Valor médio do pedestal para os canais de uma super-gaveta eletrônica.

de alimentação (baixa tensão) da cadeia eletrônica de leitura, pois está em contato direto com a gaveta eletrônica do Tilecal.

Através dos testes de ruído, foi possível detectar que a fonte de alimentação gerava uma quantidade de ruído inaceitável, muito acima da tolerância, principalmente nos ramos de alto ganho e no Integrador ADC. Após uma análise mais cuidadosa dos dados adquiridos dos testes feita pela colaboração, foi possível identificar uma correlação no ruído entre alguns canais que contribuíam para aumentar o nível de ruído dos canais. Essa correlação se traduzia num ruído coerente, que era gerado pela influência das fontes de alimentação. Ficou constatado que problemas de projeto, tais como, acoplamento DC ruim, “ground loops”, acabaram criando tais problemas.

Essa coerência no ruído não pode ser modelada em um ruído branco gaussiano, afetando a eficiência dos métodos de reconstrução de energia e diminuindo a performance final do detector. O ruído presente na região de alta frequência foi identificado como sendo um ruído de modo comum e modificações no projeto das fontes de alimentação foram implementadas para sanar esse problema.

Testes com Injeção de Carga

Os testes com injeção de carga utilizam o sistema de calibração, presente nas placas 3em1, para injetar um sinal que emula o funcionamento do tubo fotomultiplicador.

Os testes com injeção de carga certificam que todos os sistemas presentes

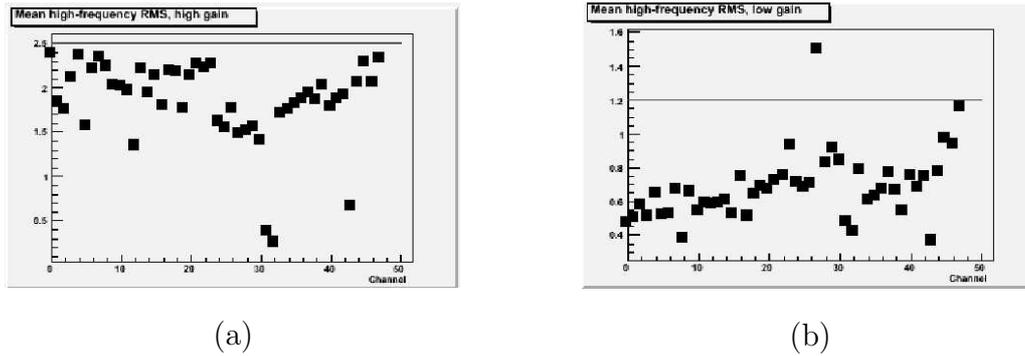


Figura 5.8: Ruído de alta frequência para as saídas de alto ganho (a) e de baixo ganho (b).

na super-gaveta eletrônica estão funcionando, uma vez que, para injetar e fazer a leitura dos sinais obtidos, praticamente todos os componentes presentes na super-gaveta são utilizados. Testes com injeção de carga só são executados se os testes de comunicação forem realizados com sucesso.

Basicamente, dois testes foram desenvolvidos:

1. Teste dos somadores → certifica o funcionamento de toda a cadeia de leitura para o sistema de primeiro nível de validação, desde as placas 3em1 até os cabos, passando pelos somadores.
2. Teste da parte digital → certifica o funcionamento da leitura dos pulsos gerados pelo sistema de injeção de carga, após a digitalização.

O teste dos somadores injeta três níveis de carga diferentes (70, 140 e 210 pC) em cada canal da gaveta eletrônica e a saída das torres é observada. A partir das respostas medidas a linearidade foi estimada, normalizando-se as medidas com relação à resposta de 70 pC. Uma folga de 5% foi dada para cobrir flutuações de ganho em toda a cadeia de aquisição, tais como, variações de ganho na saída dos somadores, da atenuação dos cabos e do ganho da placa de conversão. Esse foi um primeiro método, relativamente simples, usado para calcular a linearidade. O cálculo da linearidade utilizando-se os métodos dos mínimos quadráticos vem sendo implementado.

Também é feito o teste da saída de múons, através da injeção de uma carga fixa de 7 pC. Os valores lidos pelo QDC devem ser maiores do que um patamar

de 1000 contagens ADC, obtido a partir da observação de um canal em perfeito funcionamento.

Toda essa análise é feita *online*, enquanto os dados são adquiridos, e o resultado é apresentado imediatamente para o operador. Os dados também são gravados em disco, permitindo que uma análise mais profunda possa ser feita *offline*.

No segundo teste, várias super-gavetas são testadas simultaneamente. Quatro SBCs são encarregados da leitura de oito super-gavetas, onde cada SBC realiza a certificação de duas super-gavetas. O quinto SBC é usado para inicializar o processo em todos os outros SBCs e configurar todas as super-gavetas para injeção de carga no seu sistema de calibração. Através do paralelismo, podemos diminuir o tempo de teste por quatro, o que é fundamental no comissionamento, onde muitos módulos do Tilecal devem ser testados.

No teste, duas cargas são injetadas no sistema de calibração e os sinais são lidos pelo sistema digital. Uma carga de 5 pC é usada para testar a saída de alto ganho das placas 3em1 e uma carga de 600 pC testa a saída de baixo ganho. A Figura 5.9 mostra os pulsos digitalizados. Uma aproximação usando uma gaussiana é feita, por ser mais simples e rápida de ser implementada *online*, e a amplitude é calculada. Essa amplitude é então comparada com os valores de carga injetados transformados em contagens ADC. Essa transformação é feita pela Equação 5.2. Onde CAP é o capacitor usado para injetar o sinal. Para o ramo de alto ganho o capacitor é de 100 pC e para o ramo de baixo ganho o capacitor é de 5 pC.

$$X_{ADC} = \frac{1023}{2 \cdot 4,096 \cdot CAP} \times X_{pC} \quad (5.2)$$

5.3.3 Automação dos Testes

Um mecanismo de sincronização e controle dos testes se mostrou necessário para se realizar, de forma automática, o comissionamento da eletrônica dos módulos. Com esse fim, foi usado o DVS (*Diagnostics Verification System*) ferramenta desenvolvida pelo grupo do TDAQ. Esse sistema faz parte do software oficial usado no ATLAS para certificação dos sistemas de *backend* (RODs) e de aquisição de mais alto nível. A princípio, ele não previa o teste dos subdetectores do ATLAS. Tal funcionalidade foi adicionada principalmente para suprir as necessidades apresenta-

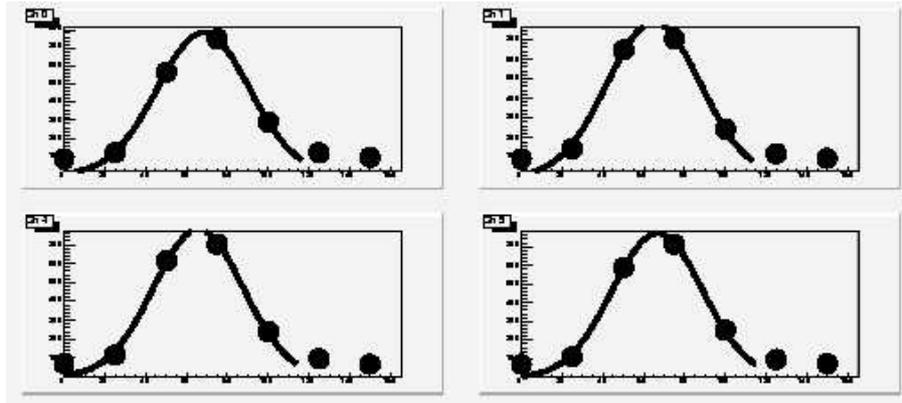


Figura 5.9: Pulsos obtidos da injeção de carga no sistema de calibração após a digitalização.

das pelo Tilecal e por outros subdetectores. Nesse sentido, o desenvolvimento do MobiDAQ foi importante para ajudar a preparar o DVS para a sua utilização no ATLAS pelo Tilecal.

Um banco de dados de configuração foi desenvolvido pelo grupo de TDAQ do ATLAS para a aquisição dos dados por todos os seus subdetectores. Nesse banco de dados ficam armazenadas todas as informações necessárias para que o sistema de aquisição do ATLAS funcione, inclusive a configuração de todos os subdetectores. Esse banco de dados foi concebido dentro da metodologia de classes e objetos, utilizados em programação orientada a objeto [72].

O DVS utiliza esse banco de dados para identificar as funcionalidades a serem comissionadas na cadeia de leitura do Tilecal e quais testes devem ser utilizados para isso.

São definidos dentro desse banco de dados objetos para cada funcionalidade a ser certificada. Por exemplo para testar os somadores, ou realizar o teste de comunicação TTC, é necessário que seja criado um objeto referente a esses testes. Toda a informação referente aos módulos do Tilecal, necessária para configurá-los e para comunicar-se com eles também está presente no banco de dados de configuração.

Para os objetos criados são apontados testes e o DVS controla e sincroniza todos os testes de forma hierárquica, observando a interdependência entre eles. Dentro do banco de dados, é possível definir se o teste a ser realizado para um determinado componente irá rodar nos módulos de forma paralela ou seqüencial.

A utilização do banco de dados do sistema de aquisição permite que os testes também possam acessá-lo e extrair informações necessárias para a comunicação com os componentes presentes na super-gaveta, retirando do operador a necessidade de saber detalhes específicos de cada super-gaveta.

Na Figura 5.10, podemos observar o ambiente gráfico fornecido pelo DVS. Nele observamos a forma hierárquica dos testes. Essa estrutura permite que sejam testadas as funcionalidades do módulo de forma separada. E, se o operador desejar, com apenas um comando é possível testar um módulo inteiro, uma partição inteira, uma região inteira ou todo o detector.

Ao usarmos o DVS, o sistema de certificação do Tilecal se torna também parte do sistema de aquisição do ATLAS, permitindo que o MobiDAQ, além de realizar a certificação da eletrônica, possa funcionar também como um sistema de aquisição temporário enquanto o sistema final não entra em operação.

Explorando essa nova funcionalidade foi possível fazer a aquisição de raios cósmicos, utilizando os módulos do Tilecal já posicionados na caverna do ATLAS. Tal aquisição de dados, feita a partir de 2005, foi um marco para a colaboração Tilecal e para o ATLAS, com os primeiros eventos adquiridos por um detector do ATLAS na sua caverna.

5.3.4 Comissionamento com Raios Cósmicos

Levando em conta que o MobiDAQ foi desenvolvido para utilizar o software oficial do ATLAS, ele se encontra preparado para realizar a aquisição de dados. Foi então proposta a aquisição de múons provenientes de raios cósmicos que interagem com a atmosfera terrestre. O raio cósmico permite que o Tilecal seja testado com sua configuração final, com cabos e serviços, a partir de partículas reais.

Para realizar a detecção de um evento válido de raio cósmico que atravessou o Tilecal, uma placa de coincidência foi desenvolvida pelo grupo de Chicago [73]. Ela utiliza até 6 módulos do Tilecal (12 super-gavetas) para determinar se um evento de raio cósmico ocorreu. A configuração usada na aquisição dos múons cósmicos prevê que 3 módulos da parte superior e 3 módulos da parte inferior do Tilecal sejam usados. Com isso quatro configurações foram definidas.

- Evento observado em 1 dos módulos na parte superior

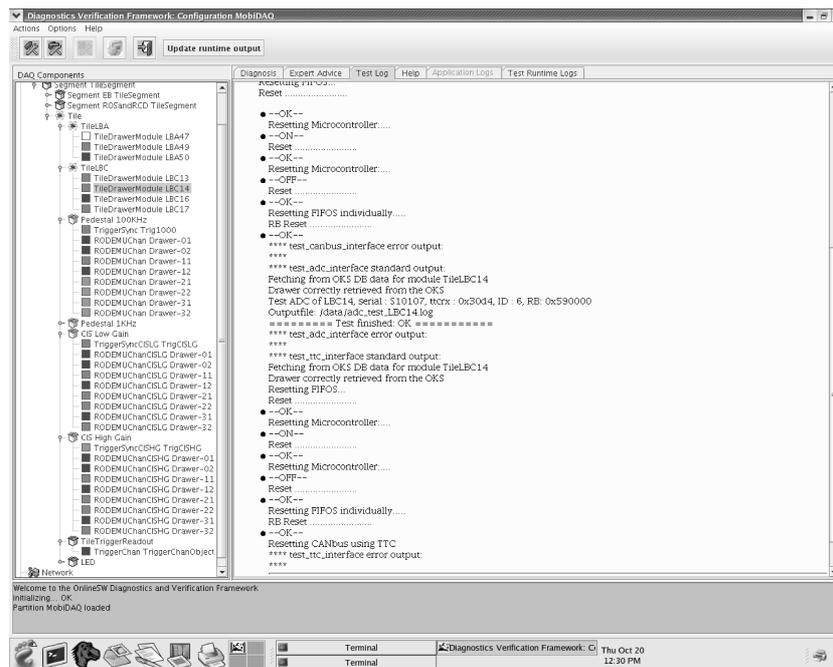


Figura 5.10: Imagem do ambiente gráfico do DVS em operação.

- Evento observado em 1 dos módulos na parte inferior
- Evento observado em 1 dos módulos na parte inferior ou na parte superior
- Evento observado em 1 dos módulos na parte superior e em 1 dos módulos da parte inferior, diametralmente opostos (torre-torre)

A taxa de eventos que atravessa o Tilecal nas configurações apresentadas acima é bastante baixa, devido a localização do detector, na caverna do ATLAS, a, aproximadamente, 70 m abaixo da terra.

Cada configuração apresentada possui também uma taxa de eventos diferentes. Para o caso torre-torre, a taxa obtida foi de 0,002 Hz e é a menor taxa obtida, pois é que tem a maior restrição na detecção. O caso torre-torre é o mais interessante, pois emula a configuração de detecção do ATLAS e requer que os múons do raio cósmico passem próximo ao centro do detector, onde as colisões ocorrerão, permitindo assim, uma comparação com os dados obtidos dos testes com feixes de partículas usados na calibração do Tilecal.

Capítulo 6

Estimação Neural de Energia

A função primordial de um sistema de calorimetria, presente nos experimentos de Física de Partículas, é a medição da energia das partículas que interagem com o detector. Alguns exemplos de partículas que interagem com o calorímetro são elétrons, múons, píons e prótons. Quando há a geração de várias partículas diferentes que tenham a mesma direção, um conjunto de partículas se forma, e a esse conjunto se dá o nome de jato (*jets*) [74]. Os jatos são eventos de bastante interesse em experimentos atuais, juntamente com elétrons e fótons.

Dois tipos básicos de calorímetros podem ser caracterizados, homogêneo e de amostragem [9]. Em calorímetros homogêneos, todo o material presente interage com a partícula para gerar o sinal de energia. Nos calorímetros de amostragem, apenas parte do material presente no detector interage para gerar um sinal de energia que possa ser medido.

Um requerimento quase sempre presente nos experimentos com colisões de partículas é a necessidade de linearidade na resposta dos calorímetros. A linearidade representa o quanto a resposta em energia do detector se aproxima de uma resposta linear, e é de extrema importância para obtermos os valores corretos de energia.

Para calorímetros eletromagnéticos essa restrição é bastante forte, pois grande parte dos canais envolvidos na descobertas de novas partículas, como a partícula de Higgs, se dá através da observação de partículas eletromagnéticas. Para os calorímetros hadrônicos, a necessidade de linearidade depende do requerimento do experimento.

6.1 Introdução

A linearidade de um calorímetro para um tipo de partícula pode ser medida utilizando a Equação 6.1, onde E_{rec} representa a energia estimada da medição feita pelo calorímetro e E_{nom} é a energia nominal da partícula incidente.

$$\Delta^j = \frac{E_{rec}^j}{E_{nom}^j} \times \frac{E_{nom}^i}{E_{rec}^i} \quad (6.1)$$

Em calorimetria a interação da partícula com o detector segue sempre processos estocásticos, logo o valor de E_{rec} deve ser obtido a partir de algum parâmetro proveniente da distribuição oriunda de partículas de mesma energia nominal. Os índices i e j representam diferentes valores de energia de partícula incidente. Quando $i = j$, o valor de Δ^j é igual a 1, logo os valores de Δ^j são sempre normalizados para um valor de energia nominal arbitrado.

A linearidade é então caracterizada pelo valor da raiz quadrada do erro médio quadrático de Δ^j para todos os valores de energia de feixe, de acordo com a Equação 6.2.

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\Delta^j - 1)^2} \quad (6.2)$$

Os valores requeridos de linearidade para diferentes experimentos podem variar de acordo com os canais físicos a serem observados. Como exemplo, temos o experimento ATLAS, onde um requerimento de linearidade da ordem de 2% para jatos e de 0,5% para elétrons são necessários [75].

Outro requerimento importante em calorimetria é a resolução em energia. Ela fornece um parâmetro da precisão com que o calorímetro fornece a medição da energia da partícula incidente e abrange as diversas flutuações estatísticas presentes na medição de energia feita pelo calorímetro.

Diversos fatores entram na composição da resolução em energia e afetam diretamente a performance do detector. A resolução está relacionada com as flutuações na resposta de energia do calorímetro para partículas do mesmo tipo e mesma energia nominal. As distribuições de energia obtidas do calorímetro, para partículas eletromagnéticas e hadrônicas, são distribuições do tipo gaussiana [76]. A resolução em energia é definida pela razão entre o desvio padrão e o valor médio dessas distribuições gaussianas, σ/μ .

De forma geral, os calorímetros apresentam uma resolução em energia que é dependente da energia nominal do feixe e apresenta três componentes, cada qual com um parâmetro relacionado. Diferentes formas de combinar as três componentes são usadas para modelar a resolução em energia. Iremos utilizar a sua forma quadrática como apresentada na Equação 6.3. Essa forma assume que todas as três componentes são provenientes de fontes independentes.

$$\frac{\sigma(E_{nom})}{\mu(E_{nom})} = \sqrt{\left(\frac{a}{\sqrt{E_{nom}}}\right)^2 + b^2 + \left(\frac{c}{E_{nom}}\right)^2} \quad (6.3)$$

A Equação 6.3 também é representada na literatura na forma mostrada na Equação 6.4. Passaremos a utilizar essa última por simplificar a nomenclatura.

$$\frac{\sigma(E_{nom})}{\mu(E_{nom})} = \frac{a}{\sqrt{E_{nom}}} \oplus b \oplus \frac{c}{E_{nom}} \quad (6.4)$$

O parâmetro \underline{a} , ou fator de escala, na equação da resolução está relacionado com flutuações nas interações entre a partícula e os materiais presentes no detector. Logo, apresenta grande dependência do tipo de partícula incidente e nos materiais utilizados na construção do calorímetro.

O parâmetro \underline{b} , ou fator constante, possui relação com o erro sistemático da instrumentação presente no calorímetro e na sua cadeia de aquisição.

Por último, temos o parâmetro \underline{c} que é derivado do ruído eletrônico proveniente da cadeia de aquisição. O ruído eletrônico é estimado uma vez para a análise e é mantido constante. No caso do Tilecal, a partir dos dados usados para testar o estimador neural, um valor para o parâmetro \underline{c} igual a 60 MeV foi usado. A variável E_{nom} presente nas equações anteriores é a energia nominal do feixe de partículas incidente.

De forma geral, partículas eletromagnéticas possuem uma resolução em energia melhor do que as partículas hadrônicas, pois hádrons desenvolvem um chuveiro bem mais complexo e com grandes flutuações estatísticas, devido à natureza complexa das interações nucleares que compõem o chuveiro hadrônico.

Outros requisitos são também observados para a sua performance, tais como granularidade, precisão da posição de incidência da partícula, separação de partículas, etc. Contudo, não entraremos em detalhes nesses outros requisitos, pois não é de interesse no estudo feito.

Ambos os requisitos de linearidade e resolução do calorímetro sofrem grande influência de um parâmetro de construção de um calorímetro. Esse parâmetro é a razão entre a energia medida provenientes de interações estritamente eletromagnética (e) e a energia medida de interações estritamente hadrônicas (h), e/h [9]. Esse parâmetro foi apresentado rapidamente no Capítulo 4.

Elétrons depositam toda a sua energia somente através da componente eletromagnética, enquanto hádrons e jatos depositam parte de sua energia em uma componente eletromagnética e parte em uma componente hadrônica.

Hádrons depositam parte de sua energia através do decaimento em uma componente eletromagnética, chamada de π^0 s, e o restante da energia vem de interações com o núcleo dos materiais do calorímetro. A quantidade de energia liberada do chuveiro em cada componente é altamente dependente da energia da partícula e essa dependência não é linear.

Quanto maior a energia nominal da energia da partícula hadrônica incidente, maior é a fração de energia que decai através dos π^0 s, fazendo com que a energia relativa medida pelos módulos do Tilecal seja maior.

Em calorímetros com e/h igual a 1, chamado de compensados, a resposta de energia do calorímetro é linear tanto para elétrons quanto para as partículas hadrônicas e jatos. Variações na resposta de energia provém apenas dos efeitos que originam a resolução em energia do detector.

Quando diferentes calorímetros são empregados para compor um sistema de calorimetria, a linearidade é obtida após a calibração e inter-calibração de todos os calorímetros presentes.

A obtenção de compensação diretamente durante a construção do detector é descrita em [77]. Diferentes técnicas são apresentadas, demonstrando inclusive que até calorímetros construídos com materiais bastante simples, como ferro, podem ser compensados.

Seria sempre desejável, que essa compensação existisse, porque tornaria a resposta de energia do calorímetro para hádrons linear e facilitaria a calibração e inter-calibração dos calorímetros. Contudo, calorímetros compensados não apresentam uma grande precisão na resposta em energia de partículas eletromagnéticas.

Calorímetros homogêneos são intrinsecamente não compensados, apresen-

tando valores de e/h maiores do que 1 [24], logo podem ser extremamente precisos na medição de partículas eletromagnéticas, mas não para partículas hadrônicas. Por sua vez, calorímetros de amostragem podem ser compensados ou não. Isso depende da fração de amostragem. Quanto maior a fração de amostragem, mais próximos ficam de calorímetros homogêneos e mais não compensados ficam. E quanto menor a fração de amostragem mais compensado o calorímetro se torna e pior é a resolução em energia para elétrons.

Em sistemas com calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos, a escolha do parâmetro e/h acaba sendo definida pelo calorímetro eletromagnético que possui requerimentos mais restritivos. No final, é feita a opção por calorímetros não compensados, isto é, $e/h \neq 1$. Além disso, calorímetros hadrônicos não compensados precisam de mais material para medir a energia e produzem sinais mais lentos. Para experimentos com alta taxa de aquisição, como o LHC [78], a restrição na rapidez de aquisição acaba sendo determinante na definição do valor do parâmetro e/h .

Para os casos em que a compensação não é possível, correções feitas nos dados após a aquisição dos mesmos em análises *offline* são apresentadas.

Nesse trabalho, um estimador neural foi desenvolvido para corrigir as não linearidades presentes no calorímetro hadrônico do ATLAS, o Tilecal, e ao mesmo tempo tentar otimizar a sua resolução em energia.

Ao utilizarmos a informação das células de leitura do Tilecal, a reconstrução da escala linear de energia para píons é tentada, desfazendo os efeitos da não compensação inerente a esse tipo de detector.

Outros métodos serão discutidos, que mostram como tais correções foram aplicadas para diferentes experimentos.

6.2 Compensação *Offline*

Como foi mostrado até agora, a não compensação inerente a alguns tipos de calorímetro degrada a resolução em energia e a linearidade do detector para partículas hadrônicas. Nesse caso, algoritmos que aplicam correções nos dados provenientes do calorímetro devem ser utilizados, visando corrigir as não linearidades e, ao mesmo tempo, otimizar a resolução em energia.

A correção aplicada é mais bem sucedida, no entanto, quando o calorímetro apresenta uma alta granularidade em células de leitura, para que os diferentes tipos de interações, eletromagnética e hadrônica, possam ser distinguidos.

Vários métodos de correção utilizam a distinção do tipo de interação presente na célula ou conjunto de células do calorímetro. Um dos primeiros a ser desenvolvido está descrito em [79]. Nele, a energia proveniente de interações eletromagnéticas de partículas hadrônicas são atenuadas, buscando uma otimização da resolução em energia. Nesse caso, a preocupação da linearidade não estava presente, não obstante uma melhor linearidade foi percebida.

Esse método foi também adaptado para o experimento H1 [80], desenvolvido no DESY, um centro de pesquisa de partículas localizado na Alemanha.

Em ambos os trabalhos, [79, 80], dados provenientes de feixes com píons foram empregados. Utilizando a Equação 6.5, o parâmetro η_h é calculado a partir da otimização da resolução de energia, para cada energia nominal dos feixes adquiridos, e é usado para **atenuar** a energia das interações de origem eletromagnética presente no chuveiro hadrônico. Com isso o algoritmo melhorou significativamente a resolução em energia e, ao mesmo tempo, diminuiu as não linearidades.

$$E_{rec} = \sum_{j=1}^N E_j \times (1 - \eta_h E_j) \quad (6.5)$$

Uma variação desse método foi desenvolvido em [81], onde são usados dois parâmetros, a_1 e a_2 , como mostra a Equação 6.6. Essa nova fórmula apresenta uma dependência da energia medida pela célula do calorímetro e do volume dessa célula. A razão entre essas duas medidas é usada para modificar o valor da correção aplicada. Com isso, uma correção evento a evento é feita. Isso tende a apresentar melhores resultados, devido a grande flutuação estatística no chuveiro hadrônico.

$$E_{rec}^i = \left(a_1 + a_2 \times e^{-\frac{E^i}{V^i}} \right) \times E^i \quad (6.6)$$

A correção mostrada acima é feita através da **amplificação** dos valores obtidos de células com sinais pequenos, provenientes de interações de origem hadrônica do chuveiro, equalizando os valores com as células de mais alta energia. Como foi primeiramente aplicado para o detector H1, ele ficou conhecido como método H1.

Os parâmetros são obtidos a partir da otimização da resolução em energia. Os

dados empregados em [81] eram provenientes de eventos de feixe de píons adquiridos em teste com feixes de partículas e dados simulados de píons e jatos.

Os artigos citados evidenciam que os métodos de compensação que estimam a energia da partícula que interage com o sistema de calorimetria a partir da deposição em suas células são eficazes na otimização da resolução em energia e na reconstrução da escala linear de energia.

Contudo, alguns cuidados necessitam ser tomados. Ao otimizarmos a resolução em energia utilizando funções objetivo do tipo χ^2 , como mostrado na Equação 6.7, onde $E_{j,k}$ representa a energia medida para a célula j para o k -ésimo evento e N eventos, uma tendência é observada. Essa tendência foi demonstrada em [82] para um exemplo simples com apenas um parâmetro.

$$\chi^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (a_1 \cdot E_{1,k} + a_2 \cdot E_{2,k} + a_3 \cdot E_{3,k} + \dots + a_M \cdot E_{M,k} - E_{nom})^2 \quad (6.7)$$

Essa tendência é dependente da energia nominal da partícula e imita uma não linearidade, porém conhecida.

Logo, para otimizar a resolução em energia e manter ao mesmo tempo a linearidade da resposta em energia, uma restrição de linearidade deve ser adicionada à função objetivo, quando possível. Os parâmetros obtidos a partir dessa minimização com restrição estimam a energia das partículas incidentes com a linearidade desejada, porém o resultado em termos de resolução em energia é levemente degradado em relação à minimização sem restrições.

Ambos os métodos apresentados que estimam a energia da partícula, seja através da atenuação da energia das células que possuem características eletromagnéticas ou da amplificação da energia das células que possuem características hadrônicas, foram também aplicados aos dois calorímetros do experimento ATLAS. Ambos os calorímetros ainda eram protótipos, e diferem dos módulos finais do ATLAS. Principalmente o Tilecal, que possuía uma geometria e leitura da energia diferente da apresentada atualmente pelos módulos finais.

O método de **atenuação** foi estudado em dados colhidos do calorímetro hadrônico do ATLAS, o Tilecal, em [83], e para dados combinados do Tilecal e do calorímetro eletromagnético de argônio líquido do ATLAS, em [84].

Em [85], o método de **amplificação** foi testado para dados combinados dos protótipos do Tilecal e LAr.

Em todos artigos, os resultados obtidos mostraram que a resolução em energia foi melhorada e a linearidade das partículas hadrônicas pode ser recuperada.

Finalmente, a estimação para o protótipo dos módulos finais do Tilecal foi desenvolvida em [86]. Uma pequena modificação do método H1 foi aplicada. A análise feita e os resultados obtidos serão apresentados mais a frente nesse Capítulo, pois serão comparados aos resultados do estimador neural proposto neste trabalho.

Todos os exemplos apresentados até agora fazem a otimização dos parâmetros para cada energia nominal, pois os parâmetros são dependentes da energia. Logo, feixes de partículas com energia conhecida são usados para obter os parâmetros (pesos). Porém, para podermos usar os resultados obtidos na prática, onde a energia nominal da partícula incidente não é conhecida, os pesos são parametrizados através de funções que dependam da energia nominal.

Esses novos parâmetros encontrados são independentes da energia da partícula e são usados para estimar a energia a partir dos dados do calorímetros. Contudo, como a energia nominal da partícula gerada pelas colisões no LHC não é conhecida, não se sabe qual energia deve ser usada para obter os pesos para aplicar nos dados do calorímetro. Logo, uma iteração é necessária para se chegar ao valor final de energia das partículas.

A energia é estimada através de algum método que permita obter uma energia aproximada da partícula e é usada para obter os valores iniciais dos pesos. Diferentes métodos podem ser usados, tais como: soma linear, pesos de uma dada energia, etc. Esses pesos são usados para obter um novo valor de energia, que é reaplicado para obter novos pesos. A cada nova iteração os pesos vão sofrendo alterações cada vez menores, até que a convergência seja alcançada. A energia obtida a partir dos pesos, após a convergência, será a estimada para a partícula incidente.

6.3 Estimadores Neurais

Redes neurais artificiais [48] são ferramentas bastante poderosas, capazes de realizar mapeamentos complexos entre várias entradas e várias saídas. Por esse motivo, são empregadas em reconhecimento de padrões, aproximações de funções, dentre outras aplicações. Uma rede neural com uma camada intermediária que usa

funções de ativação sigmóides são capazes de aproximar qualquer função contínua e redes com mais de uma camada intermediária podem aproximar qualquer função [87].

Devido ao caráter não linear da resposta dos calorímetros não compensados para partículas hadrônicas, o uso de redes neurais se mostra interessante para realizar a estimação de energia do detector e reconstruir a escala linear de energia e ao mesmo tempo otimizar a sua resolução.

A rede neural observa o espaço de entrada, composto pela informação de energia proveniente dos calorímetros e otimiza o erro médio quadrático entre a saída da rede e a energia nominal da partícula. Feixes de partículas com valores de energia conhecidos são empregados no treinamento do estimador neural.

As redes neurais são capazes de generalização, podendo fornecer respostas coerentes para dados que não foram usados durante o treinamento. Isso é de extrema importância para a operação na prática, pois a energia da partícula não é conhecida de antemão. A operação da rede neural é simples quando comparada aos métodos apresentados anteriormente, que necessitam ainda de algumas iterações para fornecer o valor correto de energia.

Um estimador neural foi desenvolvido para reconstruir a escala linear de energia para o calorímetro hadrônico do ATLAS. Através de um método de treinamento supervisionado, busca-se recuperar a linearidade e, ao mesmo tempo, otimizar a resolução em energia.

Redes neurais artificiais foram usadas com eficiência em outros experimentos. Para o CMS, uma rede neural foi empregada em conjunto com um método linear [88]. O resultado do método linear é usado como entrada para a rede neural, juntamente com a informação de energia dos calorímetros. A rede neural é treinada tendo como alvo a energia nominal da partícula.

O resultado do estimador superou o método linear e o método H1, tanto em resolução em energia quanto em linearidade.

Antes de apresentarmos o estimador neural desenvolvido nesse trabalho, sua implementação e resultados, será mostrado como os dados foram adquiridos e o tratamento feito neles antes da sua apresentação ao estimador neural. Falaremos do método H1 desenvolvido em [89], que foi aplicado aos mesmos dados deste trabalho.

Mostraremos as diferenças entre ele e método H1 tradicional e os seus resultados, que serão comparados com os obtidos do estimador neural.

6.4 Ambiente Experimental

Dados provenientes de testes com feixes de partículas foram utilizados para desenvolver o estimador neural.

O arranjo experimental usado na coleta dos dados para o estimador neural é diferente do usado para o classificador neural, apresentado no Capítulo 4.

Nesse período de testes, o arranjo experimental tinha como módulo central o protótipo do Tilecal, chamado de Módulo 0. Ao seu redor, cinco módulos de uma geração anterior do calorímetro são posicionados para conter e medir a energia lateral do chuveiro hadrônico. A Figura 6.1 traz o arranjo experimental usado na aquisição dos dados.

Feixes de píons foram escolhidos para serem adquiridos e servirem como partículas de teste, pois são as partículas hadrônicas mais facilmente disponíveis durante esses períodos. Uma grande faixa dinâmica foi coberta com vários valores de energia indo desde 20 GeV até 400 GeV. Por esse motivo, os dados desse período foram escolhidos.

Como mencionado anteriormente, os feixes de píons gerados durante os períodos de teste e calibração do detector sofrem de contaminação por múons. Essa contaminação é altamente indesejável, pois a estimação a ser feita necessita que apenas um tipo de partícula, no caso píons, esteja presente no conjunto de dados, já que a correção a ser aplicada depende do perfil de deposição de energia da partícula.

Logo, uma limpeza dos dados é necessária. Para isso, métodos clássicos, baseados em cortes de energia ou métodos neurais podem ser aplicados. Tanto de forma *offline* como de forma *online*, como apresentado no Capítulo 4. A tarefa de separação se torna mais árdua na faixa de baixa energia, principalmente para os métodos clássicos, onde píons e múons começam a misturar de forma mais acentuada. Utilizamos os métodos clássicos de separação para retirar os múons de contaminação.

Outros cortes foram feitos para retirar eventos indesejáveis, e serão apresentados.

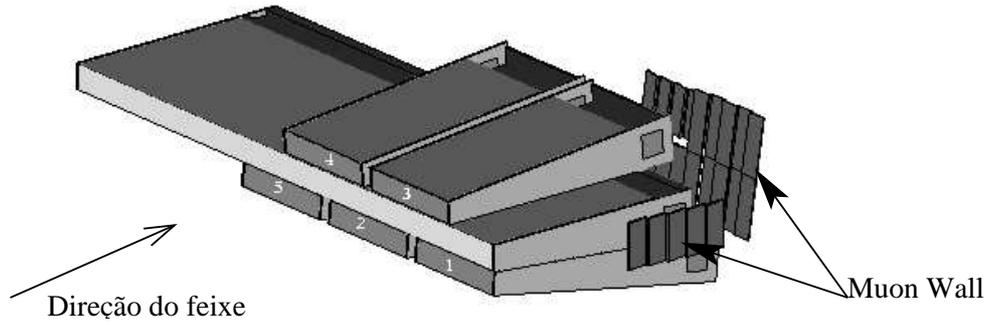


Figura 6.1: Arranjo experimental utilizado nos testes com feixes para o estimador neural.

6.5 Análise dos Dados sem Correção

A análise mostrada nessa seção é feita nos dados limpos, porém sem nenhuma correção. A energia total da partícula é estimada a partir da soma linear da energia medida em todas as células dos módulos dos calorímetros presentes durante os testes com os feixes de píons.

O Módulo 0 contém 23 células de leitura instrumentadas e os cinco módulos adjacentes possuem 40 células de leitura cada.

Um cuidado de não somar células com baixa relação sinal-ruído foi tomado, para que os valores finais obtidos não fossem distorcidos. Na Figura 6.2, vemos a energia de um feixe de píons de 180 GeV depositada no Módulo 0 e nos cinco módulos adjacentes, estimada a partir da soma linear. Podemos notar a aproximação gaussiana realizada para extração do desvio padrão e valor médio.

Feixes de píons de 20, 80, 50, 100, 150, 180, 300 e 400 GeV foram adquiridos durante o período de testes com feixes de partículas e usados no desenvolvimento do estimador neural. O ângulo de impacto η utilizado foi igual a $-0,35$. A análise das distribuições é repetida para cada conjunto de dados correspondente a um valor de energia nominal.

Cortes são efetuados nos dados para manter apenas eventos que sejam considerados dentro de padrões determinados. Na seção seguinte, esses padrões serão discutidos, assim como os motivos pelos quais os cortes são efetuados e como eles são feitos.

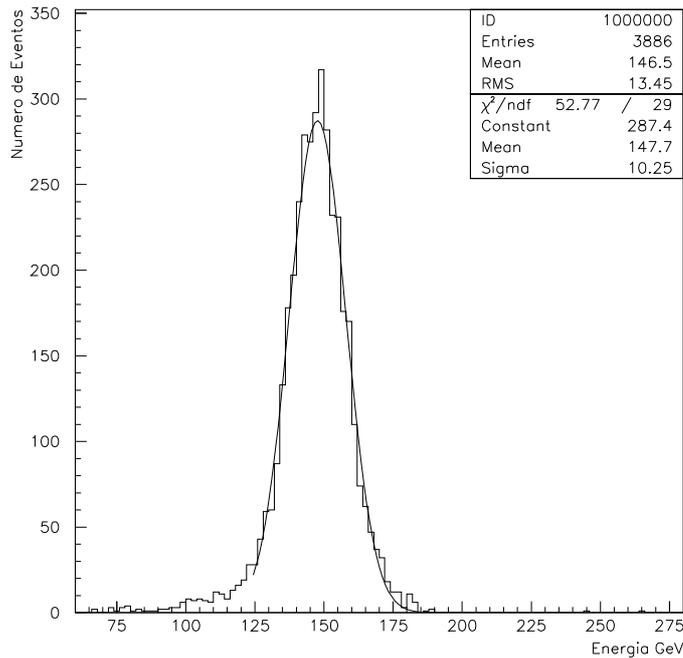


Figura 6.2: Distribuição de um feixe de 180 GeV com respectiva aproximação gaussiana.

6.5.1 Cortes efetuados

A distribuição limpa de cada feixe de partícula é necessária para a análise pelo estimador. São retirados eventos de contaminação e que possuam características indesejadas, que serão enumeradas a seguir.

A primeira restrição é que os eventos sejam os chamados eventos de “física”, isto é, sejam proveniente de uma interação de uma partícula com o calorímetro, e não de eventos de calibração. Os eventos de calibração são usados durante a aquisição do feixe de partículas para acompanhar a evolução dos canais e garantir o seu funcionamento.

A retirada da contaminação dos múons foi feita através de cortes na energia da partícula, discutida no Capítulo 4, apresentado como método clássico para o classificador neural *online*. Como não estamos trabalhando com feixes de energia extremamente baixas (< 10 GeV), esse método apresenta uma boa eficiência.

A retirada do restante dos eventos indesejáveis é feita usando detectores auxiliares presentes na direção do feixe. Dois deles foram usados: câmaras de fios e

cintiladores.

As câmaras de fios (*wire chambers*) [90] permitem uma leitura da posição da partícula que as atravessa. Através da leitura de várias câmaras de fios é possível determinar a direção do feixe de partículas. Durante a aquisição de dados, duas câmaras de fios foram usadas, cada qual fornecendo a posição X e Y onde a partícula interagiu com esse detector.

A partir dessas medições é possível realizar cortes nos valores de posição, assim mantendo apenas eventos que estão ao redor da direção principal do feixe.

Dois câmaras de fios foram posicionados na direção do feixe. A Figura 6.3, mostra o gráfico bidimensional com os valores medidos por uma das câmaras de fios para um feixe de 80 GeV. Na Figura 6.3a, vemos os eventos antes dos cortes e, na Figura 6.3b, vemos o resultado após os cortes. A abscissa traz a medição feita pela câmara na direção horizontal (xcha1) e a ordenada traz a medição na direção vertical (ycha1).

Cintiladores também foram usados para realizar cortes nos eventos adquiridos [90]. O cintilador fornece uma leitura que permite identificar se uma partícula passou por ele. Uma leitura muito elevada acusa a passagem de duas ou mais partículas num curto período de tempo, ou indica que a partícula já pode ter iniciado o seu decaimento. O primeiro acarreta um valor de energia maior do que o normal esperado para uma única partícula e o segundo apresenta energias mais baixas, pois os eventos já começaram a perder energia. Esses tipos de eventos devem ser retirados, pois corromperiam a análise de estimação de energia, que necessita que apenas uma partícula tenha interagido com o calorímetro e que seu decaimento se inicie dentro do detector.

Três cintiladores foram colocados na direção do feixe. Em cada um, foi escolhido um patamar que indica que eventos apresentam duas ou mais partículas interagindo com o detector ou que já iniciaram o seu decaimento. Na Figura 6.4, vemos o gráfico de um destes cintiladores para um feixe de 80 GeV. O corte efetuado está marcado no gráfico por uma linha vertical.

Os cortes apresentados foram determinados a partir de observações visuais baseadas em análise anteriores e que estão em concordância com a colaboração do Tilecal.

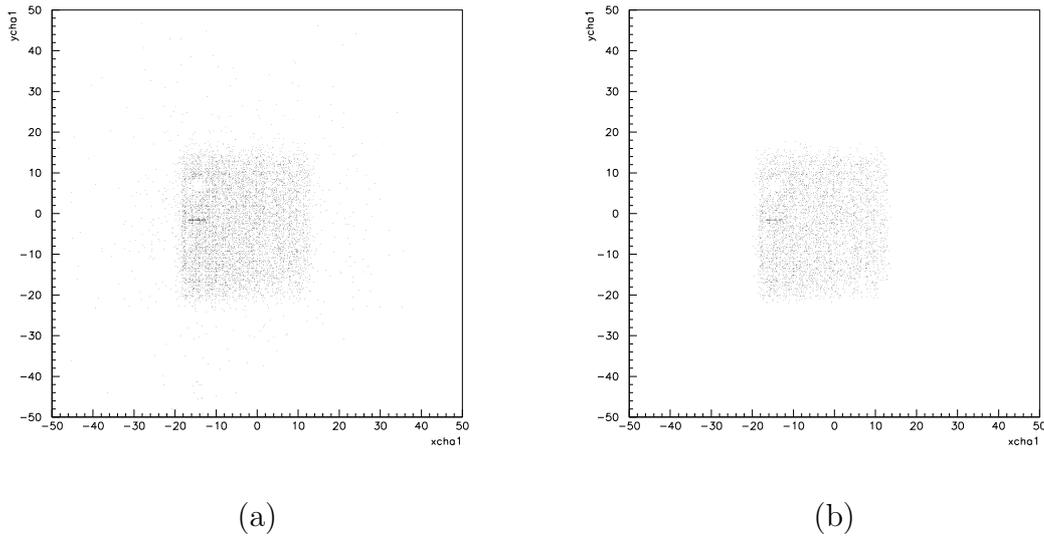


Figura 6.3: Posição medida por uma câmara de fios para um feixe de 80 GeV. Sem cortes (a) e com cortes (b)

6.5.2 Resultados

Distribuições são levantadas a partir dos dados estimados através da soma linear e aproximações gaussianas são efetuadas. Apenas eventos dentro de dois desvios-padrões (2σ) ao redor do valor médio da aproximação são levados em conta, retirando as contribuições de vazamento de energia e da não compensação. Essa restrição será usada em todas as aproximações feitas nas distribuições de energia.

Dos valores médio e de desvio padrão encontrados das aproximações, os gráficos de linearidade e resolução podem ser levantados.

A Tabela 6.1 mostra a média (μ) e o desvio-padrão (σ) obtidos para cada feixe após a aproximação gaussianas para um ângulo $\eta = -0,35$. Apenas eventos considerados dentro dos padrões foram usados nessa análise.

A linearidade é calculada usando as Equações 6.1 e 6.2 a partir dos dados da Tabela 6.1. A Figura 6.5 mostra os gráficos de linearidade para o estimador linear. Na abscissa temos o valor da energia nominal do feixe e na ordenada temos os valores de Δ^j .

O feixe utilizado para a normalização foi o feixe de 100 GeV, pois este é normalmente usado pela colaboração do Tilecal para esse tipo de análise e é um feixe com valor de energia intermediário.

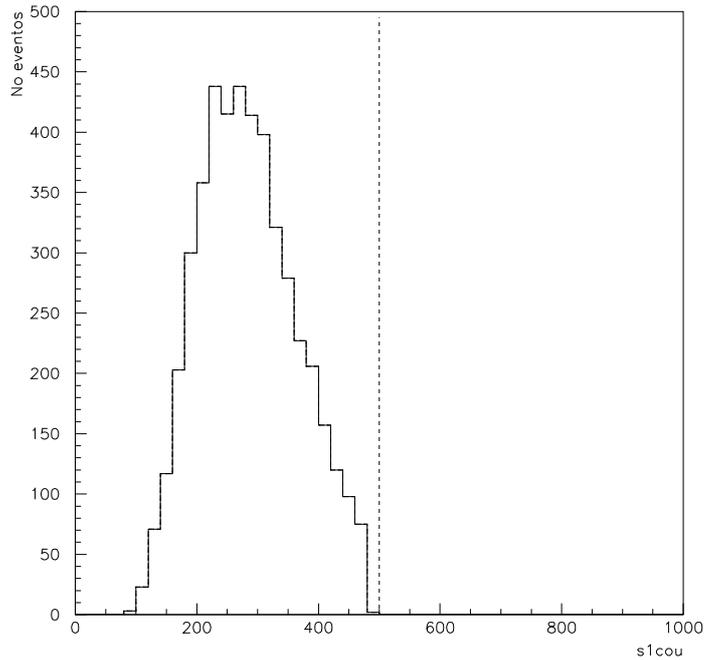


Figura 6.4: Distribuição do sinal medido por um dos cintiladores após corte para um feixe de 80 GeV.

Quanto mais os valores de Δ^j se aproximarem de ‘1’, menor será o valor do erro médio (ε), logo menor será a não linearidade fornecida pelo estimador.

O erro médio (ε) dos dados estimados a partir da soma linear das células apresentou um valor igual 2,1%. Esse valor será usado como referência nas análises posteriores para verificar a performance dos demais estimadores.

Podemos ver claramente o efeito da não compensação do detector, traduzidos numa maior energia relativa para feixes de mais alta energia, e a não linearidade da resposta do detector.

A energia dos feixes mais energéticos só não continua a curva ascendente, porque outro fator entra em cena, o vazamento de energia [45]. Parte da energia do feixe mais energético é perdida por causa desse efeito.

O sistema de calorimetria do ATLAS prevê, além do Tilecal, um calorímetro eletromagnético a base de argônio líquido, o LAr, posicionado entre o Tilecal e o centro das colisões das partículas. Sem esse calorímetro a frente do Tilecal, durante os testes com feixe de partículas, uma menor quantidade de material se encontra na

Tabela 6.1: Parâmetros obtidos após a aproximação gaussiana para a estimação pela soma linear, para um ângulo $\eta = -0,35$.

Energia Nominal	μ_{soma}	σ_{soma}
20 GeV	$15,11 \pm 0,05$	$2,11 \pm 0,04$
50 GeV	$39,08 \pm 0,10$	$4,03 \pm 0,09$
80 GeV	$62,90 \pm 0,14$	$5,94 \pm 0,14$
100 GeV	$78,81 \pm 0,20$	$7,10 \pm 0,18$
150 GeV	$119,8 \pm 0,4$	$10,67 \pm 0,35$
180 GeV	$144,0 \pm 0,3$	$11,46 \pm 0,29$
300 GeV	$244,7 \pm 0,4$	$19,32 \pm 0,39$
400 GeV	$319,2 \pm 0,6$	$24,35 \pm 0,56$

direção do feixe. Logo, partículas com valores de energia mais elevados só começarão a interagir com o Tilecal após percorrer uma quantidade maior de material que o projetado e parte do seu chuveiro longitudinal não será contido pelo Módulo 0.

Feita a análise de linearidade, a resolução em energia obtida pelo estimador linear é calculada. A Figura 6.6 mostra o gráfico de resolução em energia para os dados estimados a partir da soma linear das células do Tilecal. Os dados usados na aproximação da resolução em energia estão expostos na Tabela 6.2.

Tabela 6.2: Tabela com os valores de resolução em energia para cada feixe, para um ângulo $\eta = -0,35$.

Energia Nominal	$\frac{\sigma_{soma}}{\mu_{soma}}$
20 GeV	$13,94 \pm 0,28$
50 GeV	$10,32 \pm 0,22$
80 GeV	$9,44 \pm 0,23$
100 GeV	$9,01 \pm 0,23$
150 GeV	$8,90 \pm 0,29$
180 GeV	$7,96 \pm 0,20$
300 GeV	$7,89 \pm 0,16$
400 GeV	$7,63 \pm 0,18$

A Equação 6.8 resume os valores obtidos após a aproximação feita nos dados usando a equação da resolução em energia. O parâmetro \underline{c} , que representa o ruído eletrônico, foi fixado em 0,06 GeV.

$$\frac{\sigma(E_{nom})}{\mu(E_{nom})} = \frac{53,7\% \pm 1,4\%}{\sqrt{E_{nom}}} \oplus 7,13 \pm 0,12\% \oplus \frac{0,06}{E_{nom}} \quad (6.8)$$

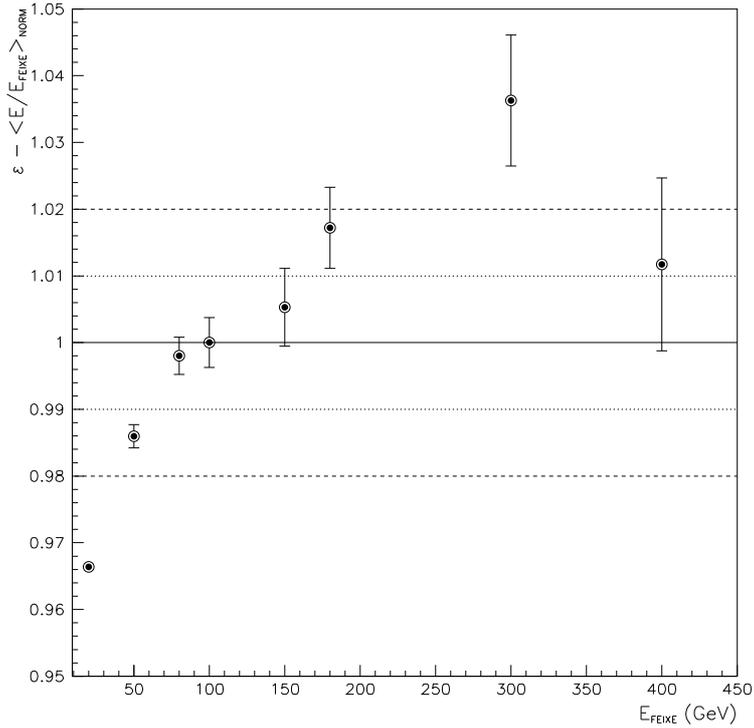


Figura 6.5: Gráfico de linearidade obtido dos dados sem correção.

O efeito de vazamento, discutido anteriormente, afeta tanto a linearidade quanto a resolução em energia. Na Figura 6.2, é possível observar esse efeito, aparecendo como uma cauda característica à esquerda da distribuição da energia do feixe.

Essa cauda diminui o valor médio encontrado após a aproximação gaussiana e aumenta o desvio padrão da distribuição. Esses dois efeitos contribuem de forma nociva à resolução em energia. A limitação da aproximação em dois desvios-padrões tenta minimizar essa degradação.

Os resultados encontrados pelo estimador de soma linear das células do Módulo 0 e dos cinco módulos adjacentes são o ponto de partida para o desenvolvimento de outros estimadores, mais complexos, que visam reconstruir a escala linear de energia e otimizar a resolução em energia.

Em [86], foi desenvolvida uma variação do método H1 para os dados obtidos durante o período de teste aqui apresentado. Ele será usado como uma segunda referência para o estimador neural, que foi desenvolvido nesse trabalho.

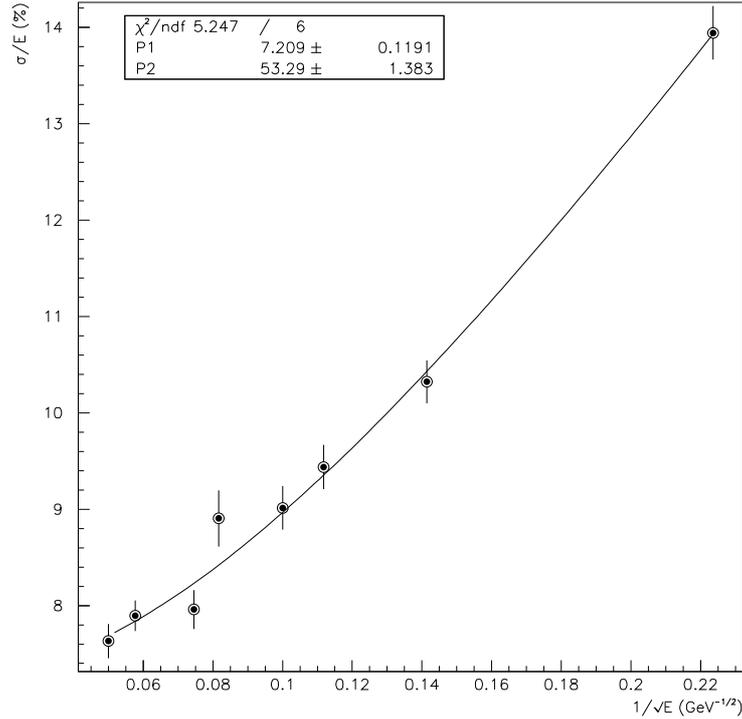


Figura 6.6: Gráfico de resolução em energia obtido dos dados sem correção.

6.6 Método H1 para o Tilecal

O método H1, brevemente apresentado anteriormente, foi usado como inspiração no desenvolvimento de um método que pudesse compensar as não linearidades do Tilecal e otimizar a sua resolução em energia.

Esse método está melhor descrito em [86]. Aqui apresentaremos apenas as principais características e os resultados finais.

O método H1 aplicado ao Tilecal foi desenvolvido com base numa análise feita em dados de um teste com feixe de partículas combinado, com os calorímetros Tilecal e LAr, usando protótipos de primeira geração, diferentes dos módulos finais [91].

Os dados obtidos dos testes com feixes de partículas descritos nas seções anteriores foram usados para o desenvolvimento do método. Nesse período estavam presentes o protótipo Módulo 0 e cinco módulos adjacentes, protótipos de primeira geração.

A principal diferença entre o método H1 desenvolvido em outros experimentos com o usado para o Tilecal foi na forma como os dados de energia provenientes

do detector eram processados. Nos métodos anteriores, células individuais, ou agrupadas em camadas longitudinais, eram usadas para formar o vetor de entrada do algoritmo. Em alguns casos, a razão entre o valor de energia da célula de leitura e o seu volume eram usados para modificar a correção a ser efetuada, identificando células com interações de caráter eletromagnético e permitindo que a grande flutuação estatística do chuveiro hadrônico fosse levada em conta.

Por sua vez, o algoritmo usado para o Tilecal usava uma divisão no espaço de energia através da criação de faixas de energia. Células que caíam na mesma faixa de energia eram somadas. As faixas de energia foram definidas analisando os dados de um feixe de 20 GeV [86], sendo arbitradas treze faixas de energia. Os limites das faixas de energia foram determinados na análise de tal forma que a quantidade de eventos em cada faixa fosse aproximadamente igual.

A divisão em faixas foi feita apenas para as 23 células do Módulo 0, onde o feixe incidia. A energia medida pelos cinco módulos adjacentes era somada e formava mais uma entrada independente para o método H1, denominada E_{old} .

A adoção desse método foi justificado em [91], pois o método H1 original, com a utilização da razão entre energia e volume das células, não se mostrou eficaz para o Tilecal.

6.6.1 Implementação e Resultados

A cada evento, células que caíam em uma mesma faixa energética eram somadas e um valor total de energia em cada faixa era encontrado : $E_{cell}^i(n), i = 1 \dots 13$. Logo, a soma da energia em todas as faixas é igual a soma da energia de todas as células do Módulo 0. O valor estimado da energia para o n -ésimo evento pode então ser calculado a partir da Equação 6.9.

$$E_{rec}(n) = \sum_{i=1}^{13} w^i \times E_{cell}^i(n) + w_{old} \times E_{old} \quad (6.9)$$

Para cada energia nominal de feixe, os pesos w^i e w_{old} eram calculados. Feixes de píons com oito valores de energia nominal foram adquiridos durante o período de teste e foram usados no método H1 descrito.

Os pesos w^i e w_{old} eram obtidos a partir da otimização da função objetivo

mostrada na Equação 6.10, com a restrição $1/N \cdot \sum_{n=1}^N E_{rec}(n) = E_{feixe}$.

$$\sigma^2 = \sum_{n=1}^N (E_{rec}(n) - E_{feixe})^2 + \lambda \sum_{n=1}^N (E_{rec}(n) - E_{feixe}) \quad (6.10)$$

Nessa Equação foi usado o método do multiplicador de Lagrange para aplicar uma restrição na linearidade e retirar a tendência inerente à minimização de funções do tipo χ^2 , conforme discutido anteriormente e apresentado em [82]. Através da adição de mais um parâmetro a ser otimizado e aplicando a restrição $1/N \cdot \sum_{n=1}^N E_{rec}(n) = E_{feixe}$ é garantido que os valores obtidos após a otimização estarão livres dessa tendência.

Ao final da otimização são obtidos 13 + 1 pesos, totalizando 112 parâmetros para todas os valores de energia nominal de feixe de partículas.

Com essa otimização, a linearidade da resposta em energia do Tilecal foi recuperada, com $\varepsilon = 0,58\%$ (soma linear, $\varepsilon = 2,1\%$). O resultado na resolução em energia foi bastante superior em relação ao obtido pela soma linear, conforme mostrado na Tabela 6.3.

Tabela 6.3: Tabela comparativa de resolução em energia obtida pelos método H1 e soma linear.

	a (%)	b (%)
Soma linear	53,7 ± 1,4	7,13 ± 0,12
Método H1	37,2 ± 1,2	5,73 ± 0,07

Contudo, esse é só um resultado intermediário, pois não poderia ser aplicado durante a operação real no experimento onde a energia nominal da partícula não é conhecida de antemão. Logo, parametrizações dos pesos foram efetuados de forma a torná-los independentes da energia nominal da partícula.

Foi verificado que além de uma dependência da energia nominal do feixe de partículas, os pesos referentes às células do Módulo 0 eram dependentes da energia média em cada faixa (\overline{E}_{cell}^i). Logo, eles foram parametrizados usando a Equação 6.11. Com isso, para cada valor de energia nominal são extraídos dois novos parâmetros, a_0 e a_1 .

$$w^i = a_1 + \frac{a_0}{\overline{E}_{cell}^i} \quad i = 1 \dots 13 \quad (6.11)$$

Esses novos parâmetros, a_0 e a_1 , e o peso w_{old} , referente a energia medida pelos cinco módulos adjacentes, são então expressados em função da energia nominal, utilizando-se uma reta. Com isso, são obtidos seis parâmetros independentes da energia nominal do feixe.

A estimação da energia da partícula incidente, no entanto, ainda depende do conhecimento da energia nominal do feixe, pois ela é necessária para calcularmos de volta os parâmetros a_0 , a_1 e w_{old} .

Para contornar esse fato, uma estimação inicial da energia através da soma linear é usada como ponto de partida para o cálculo dos parâmetros a_0 , a_1 e w_{old} . A partir desses parâmetros, o restante dos pesos é encontrado através da Equação 6.11 e a energia é finalmente estimada usando a Equação 6.9. Essa energia é reutilizada para calcular mais uma vez os parâmetros a_0 , a_1 e w_{old} e o processo é repetido até os pesos se estabilizarem.

Através desse procedimento iterativo, o método H1 foi usado sem o conhecimento prévio da energia nominal da partícula. Contudo, um custo nos resultados foi observado, através de uma deterioração da linearidade, devido às sucessivas parametrizações, e uma leve degradação na resolução em energia.

Nesse caso, a não linearidade ficou igual a $\varepsilon = 1,9\%$, que é muito próxima da alcançada pela soma linear ($\varepsilon = 2,1\%$). A resolução em energia obtida pela estimação sem o conhecimento prévio da energia nominal da partícula pode ser vista na Equação 6.12. Podemos observar um resultado um pouco pior em relação ao obtido sem nenhuma parametrização.

$$\frac{\sigma(E_{nom})}{\mu(E_{nom})} = \frac{40,7\% \pm 1,2\%}{\sqrt{E_{nom}}} \oplus 5,38 \pm 0,08\% \oplus \frac{0,06}{E_{nom}} \quad (6.12)$$

Apesar da linearidade sofrer uma degradação significativa ao serem utilizados diversas parametrizações, o método H1 ainda fornece um valor de linearidade dentro do esperado para o Tilecal ($< 2\%$). Contudo esse patamar é definido para valores de energia que vão além de 1 TeV, enquanto que o maior valor de energia nominal usado na análise foi de 400 GeV. Seria necessário verificar se para faixas de energia mais elevadas o método H1 apresentaria uma não linearidade maior do que o definido para o Tilecal.

Tendo apresentado o método H1 usado em dados do Tilecal obtidos a partir de feixes de partículas, o estimador neural proposto nesse trabalho pode ser detalhado.

6.7 Estimador Neural para o Tilecal

Redes neurais artificiais realizam um processamento não linear e foram idealizadas para seguir o funcionamento de um cérebro humano sendo capaz de extrair e aprender características a partir de observações feitas, armazenar informações e realizar mapeamentos complexos.

Tudo isso é feito a partir da unidade básica de uma rede neural artificial, o neurônio artificial [48]. Esse neurônio se conecta a vários outros neurônios através de pesos, que são ajustados durante o treinamento e ficam encarregados de armazenar toda informação obtida a partir das observações apresentadas à rede neural.

Essa capacidade de aprendizado e processamento não linear faz com que uma rede neural artificial se apresente como uma ferramenta muito promissora na aplicação aqui apresentada, de corrigir as não linearidades inerentes à não compensação do calorímetro Tilecal.

Além disso, redes neurais artificiais, como o cérebro, possuem uma característica de extrema importância, a generalização. A generalização é a capacidade de fornecer respostas coerentes a partir de observações que não foram apresentadas à rede neural durante a sua fase de treinamento.

Essa característica é muito útil na estimação de energia medida pelo Tilecal, pois permite que a rede neural seja usada em eventos onde a energia nominal da partícula não é conhecida.

6.7.1 Projeto do Estimador Neural

O estimador neural foi projetado para utilizar as informações adquiridas durante o período de testes com feixes de partículas descritos acima, onde foram usados o Módulo 0 e cinco módulos protótipos de primeira geração, visando otimizar a resposta em energia fornecida pelo Tilecal.

Nesse período, oito feixes de píons foram adquiridos. Como já apresentado, o Módulo 0 era composto de 23 células de leitura e os cinco módulos adjacentes eram compostos por 40 células de leitura cada.

A partir do perfil de deposição nas células do calorímetro, o estimador neural foi desenvolvido visando corrigir as não linearidades na resposta de energia do

Tilecal.

A rede neural desenvolvida buscava fornecer na sua saída um valor de energia igual, ou o mais próximo possível, ao valor nominal do feixe. Sem, no entanto, deixar de otimizar a resolução em energia original do detector.

A forma como os dados são apresentados à rede neural é bastante importante. Para o estimador neural foi usada uma configuração diferente da usada para o método H1.

Ao invés de faixas de energia, agrupamentos de células foram propostos. Células que estavam próximas à direção de incidência do feixe no Módulo 0 eram usadas de forma individual, enquanto as células mais afastadas eram agrupadas entre si. Logo, células com menor relação sinal-ruído eram somadas.

Mais detalhes serão dados mais a frente nesse Capítulo. Contudo, uma análise mais conclusiva ainda é necessária para determinar se o uso ou não desses agrupamentos produz resultados melhores. Além das células do Módulo 0, a energia total medida pelos módulos adjacentes é utilizada como mais um elemento no vetor de entrada.

Na próxima seção, mostraremos como o estimador neural foi implementado e suas características. Em seguida, será mostrado como o estimador neural foi projetado tendo como alvo a energia nominal do feixe. Duas configurações, com uma e duas camadas intermediárias, foram usadas. Os resultados obtidos serão apresentados e discutidos. Finalmente, um novo método de treinamento será apresentado para melhorar a performance do estimador neural. Esse método altera o alvo de treinamento, onde cada evento possui um alvo diferente.

6.7.2 Implementação

O estimador neural desenvolvido nesse trabalho foi projetado para abranger toda a faixa de energia disponível, englobando todos os valores de energia adquiridos durante o teste com feixes de partículas, que vai desde 20 GeV até 400 GeV.

O estimador neural usava uma topologia *feedforward* e método de treinamento *backpropagation* [48]. Esse método é o mais utilizado para o treinamento de redes neurais supervisionadas, isto é, redes que para cada vetor de entrada possuem um vetor alvo na saída.

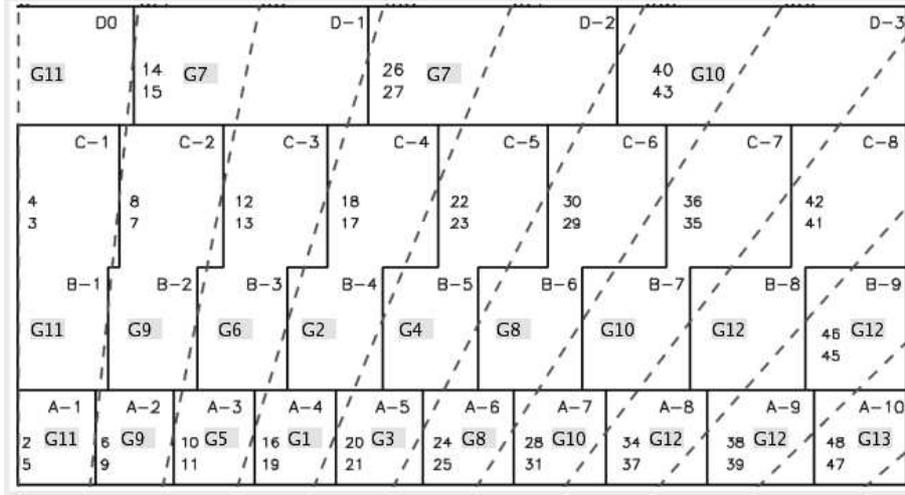


Figura 6.7: Agrupamento de células usado para formar o vetor de entrada do estimador neural.

Foi usado o pacote de redes neurais JetNet [92], na sua versão 3.0. Esse pacote é bastante flexível e permite utilizar diferentes métodos de treinamento, inclusive de segunda ordem, e realizar análises mais complexas, tais como *pruning*, que elimina pesos da rede neural que, por algum critério, não interferem no seu funcionamento, tornando-as parcialmente conectadas. O *pruning* afeta o tamanho da rede neural e a sua capacidade de generalização.

O vetor de entrada da rede neural foi criado a partir do agrupamento de células distantes da direção do feixe de partículas. Células na direção do feixe não eram agrupadas. O agrupamento utilizado para as células do Módulo 0 é mostrado na Figura 6.7, para um ângulo de impacto igual a $\eta = -0,35$. No total 13 grupos foram produzidos. Adicionando a energia total dos cinco módulos adjacentes como mais uma entrada, 14 elementos formavam o vetor de entrada da rede neural.

O vetor de entrada da rede neural para o n -ésimo evento seguiu a Equação 6.13, onde $G(n)^k$ representa a energia medida para o agrupamento de células k . Antes que o vetor de entrada seja apresentado ao estimador neural, no entanto, ele é normalizado.

$$\vec{x}(n) = \{G(n)^1, G(n)^2, \dots, G(n)^{13}, E_{old}\} \quad (6.13)$$

A normalização foi feita pela raiz quadrada da soma dos elementos do vetor de entrada, isto é, a energia estimada pela soma linear. Não podemos normalizar pela soma linear, pois estaríamos perdendo a informação de energia quase que por

completo, dificultando a estimação da energia da partícula.

A característica da resolução em energia de escalar primordialmente com o inverso da raiz quadrada da energia nominal da partícula fortalece a escolha da raiz quadrada da soma linear como forma de normalizar os dados. Em [88], uma normalização pela raiz quadrada é usada tanto na entrada como na saída do estimador neural.

Além da normalização pela raiz quadrada é usado um fator fixo que multiplica os elementos do vetor de entrada, trazendo os valores mais elevados presentes no vetor de entrada para patamares condizentes com a função de ativação usada nas camadas intermediárias da rede neural. No caso, essa função foi a sigmóide.

A sigmóide começa a saturar para valores absolutos próximos de quatro, logo esse fato foi levado em conta para determinar o fator multiplicativo.

Na Equação 6.14, é mostrado como cada elemento do vetor de entrada foi normalizado. O fator multiplicativo é representado pela variável Λ .

$$in(n)^j = \Lambda \times \frac{x(n)^j}{\sqrt{\sum_{j=1}^{14} x(n)^j}} \quad (6.14)$$

Foi usado um Λ igual a 5. Para esse valor, a saturação dos neurônios foi mantida controlada. Essa constatação pode ser feita porque no pacote Jetnet existe um parâmetro que mede a saturação dos neurônios das camadas intermediárias [92]. O valor desse parâmetro foi mantido próximo de 0,5, longe da saturação que ocorrem nos extremos, 0 e 1,0.

A primeira tentativa feita para treinar o estimador neural foi usar a energia nominal do feixe como alvo para cada valor de energia presente nos dados. A seguir, mostraremos como o estimador neural foi desenvolvido e os resultados obtidos para essa análise.

6.7.3 Treinamento com Alvo Nominal

O treinamento usado para o estimador neural foi o *backpropagation*. Nesse método, para cada evento um alvo é necessário para o cálculo do erro entre a saída da rede neural e o seu alvo. O erro é retropropagado para a rede neural e usado na atualização dos pesos sinápticos. O erro quadrático foi escolhido para ser utilizado no treinamento do estimador neural.

Primeiramente, o alvo adotado no treinamento foi a energia nominal do feixe, da mesma maneira que o método H1. Nesse caso, eventos pertencentes a um mesmo feixe de partículas tinham o mesmo alvo, como mostra a Equação 6.15 para o n -ésimo evento do feixe de energia nominal E_{nom}^j , onde o índice j representa os oito feixes usados para o teste do estimador neural.

$$Alvo(n)^j = \frac{E_{nom}^j}{E_{nom}^8} \quad (6.15)$$

O alvo era normalizado pelo valor de energia do feixe mais energético (E_{nom}^8), ou seja, 400 GeV. Com isso, os alvos usados pelo estimador neural variavam entre 0 e 1. Essa normalização era importante para garantir que os pesos sinápticos presentes na rede neural não apresentassem valores elevados, que causariam a saturação dos neurônios nas camadas não lineares intermediárias.

A rede neural usada para estimar a energia da partícula incidente era composta pelo vetor de entrada, contendo 14 elementos normalizados pela raiz quadrada da soma linear dos elementos do vetor de entrada (energia total medida pelo Tilecal), uma, ou duas, camadas intermediárias com função de ativação sigmóide, e um neurônio de saída linear. O neurônio de saída linear foi usado para permitir a reconstrução da escala linear de energia.

Os dados dos oito feixes de píons (20 GeV, 50 GeV, 80 GeV, 100 GeV, 150 GeV, 180 GeV, 300 GeV e 400 GeV) foram divididos em dois conjuntos. Metade foi usado para o treinamento da rede neural e a outra metade foi usado para o teste da rede neural.

O conjunto de teste foi usado para verificar a capacidade do estimador neural de generalização. Esse conjunto é muito importante para avaliarmos se o estimador neural poderá ser usado durante a operação real do detector, quando a energia nominal da partícula não é conhecida.

Duas topologias foram tentadas para o treinamento do estimador neural. A primeira com uma camada intermediária e a segunda com duas camadas intermediárias. A princípio uma rede neural com uma camada intermediária seria suficiente para realizar qualquer mapeamento, contudo foi observado que redes com duas camadas intermediárias poderiam apresentar melhores resultados na faixa de mais baixa energia [93].

Para cada uma das topologias, diferentes configurações foram desenvolvidas.

- Uma camada - configurações utilizada : {14-14-1}
- Duas camadas - configurações utilizada : {14-14-7-1}

Os resultados obtidos serão apresentados e discutidos a seguir.

6.7.4 Resultados - Alvo Nominal

Os parâmetros usados para a verificação da performance do estimador neural apresentado são a linearidade e a resolução em energia. A linearidade é calculada usando as Equações 6.1 e 6.2. Os parâmetros presentes na Equação 6.3 são obtidos a partir da aproximação dos dados extraídos das distribuições de saída da rede neural para cada feixe de partículas.

Os dados provenientes do conjunto de teste são usados para realizar a análise de performance. Dessa forma, é possível avaliar se a rede neural está generalizando de forma satisfatória.

As duas topologias foram analisadas. A Tabela 6.4 traz o resumo dos resultados de linearidade para cada uma das configurações.

Tabela 6.4: Tabela com os valores de linearidade obtidos pelas redes neurais treinadas com alvo nominal.

Topologia	ε (%)
14-14-1	0,9
14-14-7-1	0,9

Ambas forneceram o mesmo valor de linearidade ε e melhor do que o obtido pela soma linear, 2,1% ,e pelo método H1, 1,9%. Logo, uma rede neural com apenas uma camada intermediária parece ser suficiente para conseguir reduzir as não linearidades inerentes à resposta em energia do Tilecal.

Por sua vez, na Tabela 6.5 temos os valores de resolução em energia para as redes treinadas com alvo nominal.

Pode-se notar que os valores obtidos são próximos para ambas topologias. Porém, a rede de duas camadas intermediárias possui um χ^2 um pouco melhor, o que indica que os valores de resolução em energia seguem melhor o modelo mostrado na Equação 6.3.

Tabela 6.5: Tabela com os valores dos parâmetros de resolução em energia obtidos pelas redes neurais treinadas com alvo nominal.

Topologia	a (%)	b (%)	χ^2
14-14-1	60,5 \pm 0,8	1,70 \pm 0,15	36
14-14-7-1	62,0 \pm 0,9	1,53 \pm 0,17	28

Pode-se inferir que o fator fixo \underline{b} sofreu uma melhora significativa em detrimento do fator de escala \underline{a} . O que indica que apesar do alvo de treinamento ter sido ponderado pela energia nominal do evento, o estimador neural ainda privilegiou a faixa de mais alta energia.

O método H1 usado para o Tilecal e apresentado anteriormente tenta melhorar a sua performance através do multiplicador de Lagrange e uma restrição de linearidade, que retira tendências explicitadas em [82]. Contudo, devido ao processamento não linear do estimador neural não podemos afirmar se essa mesma tendência fez com que os resultados para a resolução em energia fossem muito melhor para a faixa mais energética.

Para obter uma melhora em ambos os parâmetros de resolução em energia e também otimizar ainda mais a linearidade, um método alternativo de treinamento foi desenvolvido. Ele foi inspirado em desenvolvimentos anteriores que tentavam um melhor compromisso entre linearidade e resolução em energia.

6.7.5 Treinamento com Alvo Estocástico

Diferentes métodos já foram usados para otimizar de forma mais uniforme a performance em toda faixa dinâmica do Tilecal.

Em [94], um método híbrido de treinamento foi proposto. Nesse trabalho eventos de um outro período de teste do Tilecal com feixes foram usados. A eletrônica do Tilecal e o sistema de aquisição usados na análise apresentada em [94] eram menos avançados do que os referentes ao período tratado neste trabalho.

O método híbrido apresentava dois momentos de treinamento que se alternavam. O primeiro usava a energia nominal normalizada do feixe como alvo para os eventos. Nesse caso, a linearidade era privilegiada. No segundo momento, o alvo era calculado a cada evento e era composto pela soma linear dos elementos do vetor de

entrada apresentado à rede neural. Esse treinamento visava reproduzir a resolução em energia do calorímetro, pois o alvo era a própria energia medida pelo detector.

Para os dados usados em [94], os resultados desse método foram bastante satisfatórios. Esse método foi tentado para os dados adquiridos no período aqui exposto, contudo os resultados não foram tão bons, justamente pela diferença que o sistema de aquisição teve sobre os dados adquiridos. Logo, esse método foi deixado de lado.

Outro método já desenvolvido visava utilizar redes especialistas para faixas de energia diferentes [95]. Foi observado em [94] que a resolução em energia apresentava características diferentes para faixas de energia distintas.

Essa mesma idéia também foi desenvolvida em [96] para um outro experimento. Contudo, o uso de redes especialistas não é tão simples, pois várias redes neurais devem ser treinadas e depois combinadas para fornecer a saída de energia.

Logo, um novo método foi desenvolvido para realizar o treinamento do estimador neural para os dados adquiridos durante o período com testes com feixes de partículas com o Tilecal.

Esse método foi parcialmente inspirado pelo método híbrido. No método proposto, não há uma alternância entre alvos de treinamento, mas a distribuição de energia medida pelo Tilecal é usada para formar o alvo da rede neural a cada evento.

Logo, um alvo estocástico foi criado, diferente para cada evento. Esse novo alvo dependia da energia estimada pela soma linear. Buscava-se, assim, alcançar um compromisso entre as duas figuras de mérito do estimador: linearidade e resolução em energia.

Metodologia

O alvo de treinamento utilizado para o estimador neural faz uso da distribuição obtida da soma linear das células do calorímetro como base. As distribuições são modificadas para permitir, a princípio, um controle sobre a resolução em energia e a linearidade da resposta em energia do estimador neural.

A primeira transformação é feita substituindo em cada conjunto de dados o valor médio obtido por cada distribuição pelo valor nominal do feixe correspondente. Em seguida um parâmetro ν^j foi adicionado para controlar a resolução em energia

de cada feixe.

Logo, para cada valor de energia nominal E_{nom}^j , a média real da distribuição é calculada, E_{med}^j . A Tabela 6.6 traz a relação entre a energia nominal E_{nom}^j e a energia medida E_{med}^j .

Tabela 6.6: Tabela com os valores médio das distribuições de energia estimada pela soma linear.

Energia Nominal (E_{nom})	Energia Medida (E_{med})
20 GeV	15,26
50 GeV	38,85
80 GeV	62,89
100 GeV	78,89
150 GeV	117,5
180 GeV	143,2
300 GeV	241,8
400 GeV	315,6

É preciso deixar claro que o valor de E_{med}^j é obtido a partir de uma média simples de todos os eventos em cada feixe de partículas e não a partir de aproximações gaussianas.

O alvo de treinamento para o n-ésimo evento é, então, calculado pela Equação 6.16.

$$alvo(n)^j = \left(\frac{E_{soma}(n)^j}{E_{med}^j} - 1 \right) \times \nu^j \times E_{nom}^j + E_{nom}^j \quad (6.16)$$

Sendo $E_{soma}(n)^j$ a energia medida pelo calorímetro em cada evento, calculada a partir da soma linear da energia de cada célula do detector. O fator ν^j segue a Equação 6.17, onde o índice j representa cada feixe de partícula usado no treinamento.

$$\nu^j = \alpha + \beta \times \sqrt{E_{nom}^j} \quad (6.17)$$

As variáveis α e β permitem que correções distintas sejam aplicados para feixes de partículas com valores de energia nominal diferentes.

Os valores de α e β eram permitidos variar entre 0 e 1, sendo que a sua soma não podia ser maior do que 1.

Para cada feixe, a nova distribuição gerada possui como média E_{nom}^j e a sua nova resolução em energia é igual à resolução dos dados sem correção, isto é,

estimada a partir da soma linear, multiplicada pelo fator ν^j , como mostra a Equação 6.18.

$$\frac{\sigma_{nn}^j}{\mu_{nn}^j} = \nu^j \times \frac{\sigma_{soma}^j}{\mu_{soma}^j} \quad (6.18)$$

Utilizando esse novo alvo, o treinamento do estimador neural foi refeito usando uma configuração com duas camadas intermediárias, {14-14-7-1}. Escolhemos essa topologia por ter apresentado um resultado mais satisfatório para a resolução em energia, não significando, é claro, que ela é a configuração que proverá a melhor performance.

Todos os outros parâmetros são idênticos ao utilizado para o treinamento com alvo nominal: taxa de aprendizado, número de passos de treinamento, taxa de decaimento, momento, fator multiplicativo, etc.

6.7.6 Resultados - Alvo Estocástico

Os dados de píons adquiridos são usados para o treinamento do estimador neural.

Se a rede neural for capaz de aprender esse alvo de forma perfeita, as não linearidades serão corrigidas perfeitamente e a resolução em energia será corrigida através do parâmetro ν^j . Contudo, devido à dependência entre a linearidade e a resolução em energia e da grande flutuação estatística do conjunto de dados, isso não se mostrou possível.

O parâmetro ν^j poderia vir a ser uma forma de controlar o compromisso entre linearidade e resolução. E, principalmente, um controle de como a resolução em energia será aprimorada. Para valores pequenos de α , o fator constante, \underline{a} , seria privilegiado. Valores pequenos da soma $\alpha + \beta$ tenderiam a melhorar o fator fixo, \underline{b} .

Quando o valor de ν^j for igual a zero, caímos no caso do alvo ser igual a energia nominal do feixe e os resultados obtidos para o treinamento com alvo nominal é reproduzido.

Várias redes neurais foram treinadas com a mesma configuração, variando-se apenas os parâmetros α e β . Mais uma vez, o algoritmo de treinamento *backpropagation* foi usado.

Todos os resultados foram analisados, calculando-se a linearidade, a resolução em energia e o valor do χ^2 da aproximação feita para a resolução em energia. O χ^2

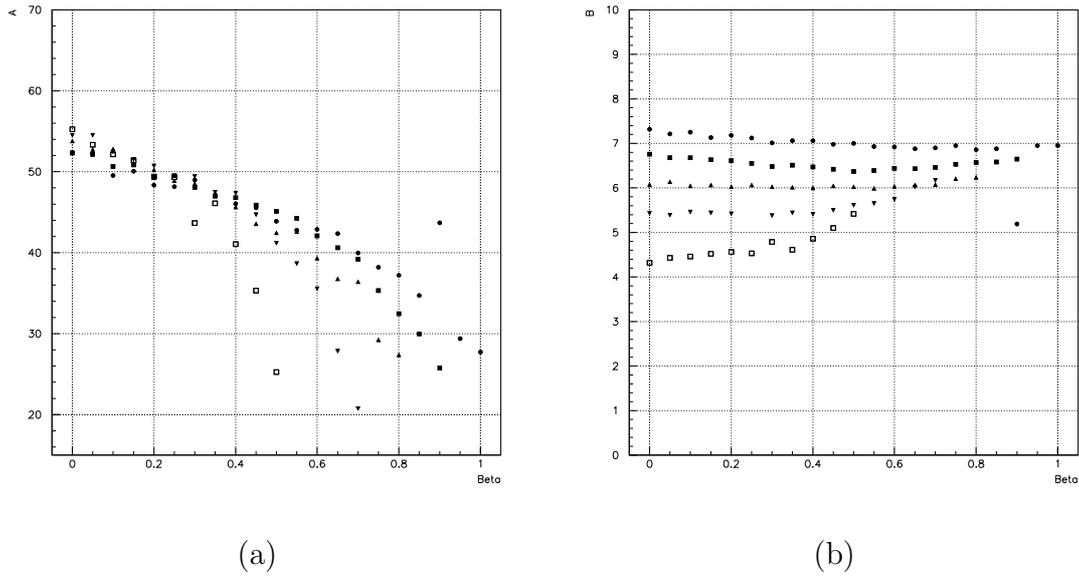


Figura 6.8: Fator de escala (a) e fator fixo (b) obtidos da aproximação na resolução em energia em função do parâmetro β .

foi usado para determinar se o estimador neural começou a perder a característica de fornecer a resolução em energia dentro do modelo esperado de um calorímetro. Valores muito elevados caracterizavam que a resolução em energia se desviou do modelo apresentado na Equação 6.3.

Para realizar as análise, a saída do estimador neural para o conjunto de teste foi usado, repetindo o que foi feito para o treinamento com alvo nominal.

A dependência dos parâmetros da Equação de resolução em energia do parâmetro β e da soma $\alpha + \beta$ está demonstrada nas Figuras 6.8. Cada linha representa diferentes valores da soma $\alpha + \beta$.

À medida em que β aumenta, o fator de escala \underline{a} também segue essa tendência, como mostra a Figura 6.8(a). Contudo, o fator de escala se apresenta relativamente independente da soma $\alpha + \beta$, apresentando os pontos muito próximos relativos a um mesmo valor de β .

Pela Figura 6.8(b) é possível notar que o fator fixo \underline{b} possui pouca dependência do parâmetro β , mas é muito afetado pela soma $\alpha + \beta$. Quanto menor a soma $\alpha + \beta$ menor é o valor obtido para o fator fixo.

A Figura 6.9(a) traz a dependência do χ^2 obtida da aproximação nos dados de resolução em energia. Pelo gráfico, ficou constatado que a medida que o valor de β aumenta o χ^2 também aumenta, indicando que os pontos obtidos para a resolução

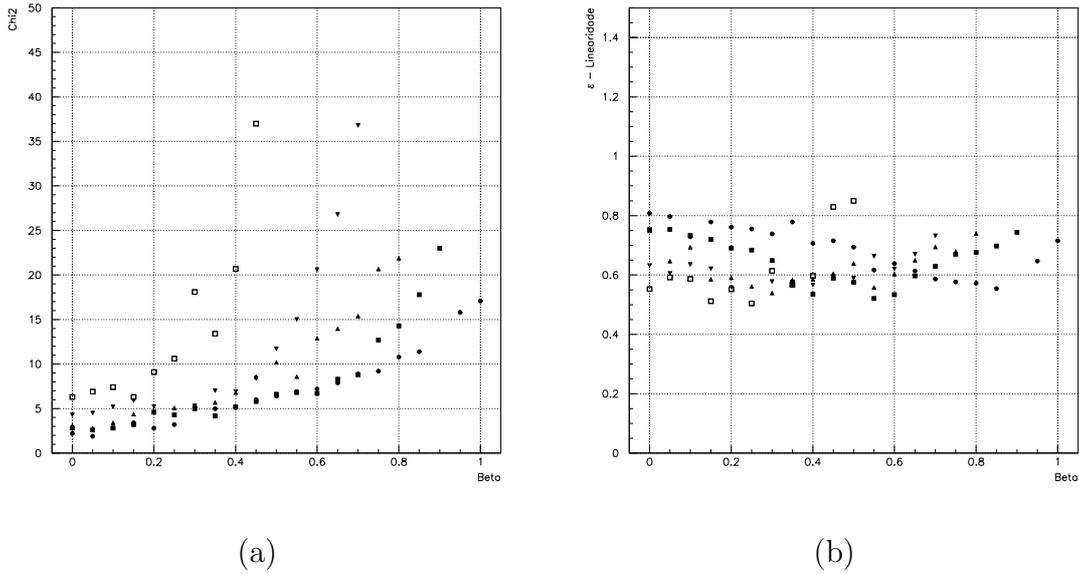


Figura 6.9: Valor de χ^2 (a) e de linearidade (b) em função do parâmetro β .

em energia começaram a se desviar do modelo da Equação 6.3

A Figura 6.9(b) mostra como a linearidade, caracterizada pela variável Δ^j , variava para diferentes valores de β . No gráfico, a abscissa representa os valores β e a ordenada os valores Δ^j . Fica claro, que a linearidade é muito pouco afetada pela variação dos parâmetros α e β .

Logo, os parâmetros α e β foram usados para encontrar a resolução que apresentasse os melhores resultados dentro do modelo esperado para a resolução em energia de um calorímetro.

Após a observação dos gráficos apresentados, a configuração que obteve o melhor resultado foi escolhida. Foram selecionados os valores para $\alpha = 0,3$ e para $\beta = 0,6$.

A partir da saída do estimador neural com essa configuração, o levantamento da linearidade e de resolução em energia é refeito com mais detalhes, utilizando-se a saída do estimador neural referente ao conjunto de teste.

A Tabela 6.7 traz os valores encontrados após a aproximação gaussiana realizada nas distribuições de saída do estimador neural. As incertezas presentes na Tabela são extraídas das aproximações gaussianas feitas. É possível notar que os valores médios das distribuições se encontram bem próximos do valor nominal.

Para essa configuração de α e β , foi obtida uma linearidade de 0,53% para o conjunto de teste e de 0,42% para o conjunto de treinamento. Os valores de

linearidade para os conjuntos de teste e de treinamento são bastante próximos, demonstrando que a capacidade de generalização do estimador neural é muito boa.

O gráfico de linearidade pode ser visto na Figura 6.10, para o conjunto de teste. Os pontos referentes à saída do estimador neural estão todos dentro da faixa $\pm 1\%$.

Tabela 6.7: Parâmetros obtidos após a aproximação gaussiana nas distribuições da saída estimador neural, para $\alpha = 0,3$ e $\beta = 0,6$.

Energia Nominal	μ_{soma}	σ_{soma}
20 GeV	$20,03 \pm 0,05$	$2,25 \pm 0,04$
50 GeV	$49,97 \pm 0,11$	$4,67 \pm 0,10$
80 GeV	$80,47 \pm 0,15$	$6,54 \pm 0,14$
100 GeV	$100,2 \pm 0,2$	$7,57 \pm 0,19$
150 GeV	$151,5 \pm 0,4$	$10,78 \pm 0,37$
180 GeV	$181,3 \pm 0,3$	$11,62 \pm 0,28$
300 GeV	$303,2 \pm 0,5$	$21,56 \pm 0,44$
400 GeV	$404,1 \pm 0,7$	$28,74 \pm 0,67$

Para a resolução em energia o resultado foi também bastante satisfatório. Ambos os parâmetros da resolução em energia, fator de escala e fixo obtido, foram melhorados pelo estimador neural.

A Tabela 6.8 traz os valores de resolução em energia obtidos pelo estimador neural para o conjunto de teste.

Tabela 6.8: Tabela com os valores de resolução em energia fornecidos pelo estimador neural, para $\alpha = 0,3$ e $\beta = 0,6$.

Energia Nominal	$\frac{\sigma_{soma}}{\mu_{soma}}$
20 GeV	$11,21 \pm 0,22$
50 GeV	$9,35 \pm 0,21$
80 GeV	$8,13 \pm 0,18$
100 GeV	$7,55 \pm 0,19$
150 GeV	$7,11 \pm 0,24$
180 GeV	$6,41 \pm 0,16$
300 GeV	$7,11 \pm 0,15$
400 GeV	$7,11 \pm 0,17$

A incerteza dos dados é obtida pela propagação dos erros encontrados na

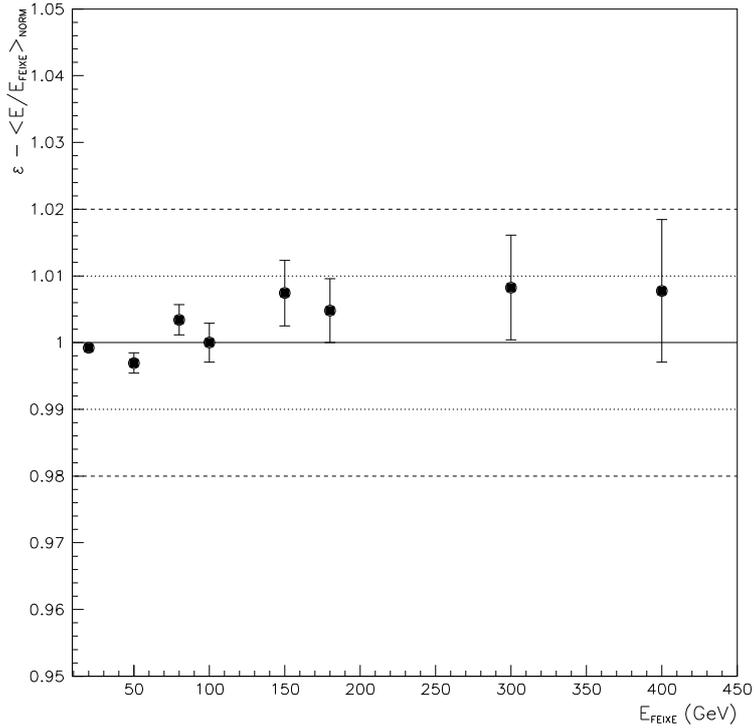


Figura 6.10: Gráfico de linearidade obtido pelo estimador neural (treinamento com alvo estocástico).

Tabela 6.7.

A Equação 6.19 mostra a resolução em energia obtida após a aproximação feita nos dados da Tabela 6.8. Podemos observar que o estimador neural apresentou resultados melhores do que o obtido pela soma linear das células do calorímetro. O fator de escala apresentou uma melhora de mais de 20% e o fator fixo de mais de 10%.

$$\frac{\sigma(E_{nom})}{\mu(E_{nom})} = \frac{42,1\% \pm 1,2\%}{\sqrt{E_{nom}}} \oplus 6,43 \pm 0,10\% \oplus \frac{0,06}{E_{nom}} \quad (6.19)$$

A Figura 6.11 mostra o gráfico de resolução em energia pelo estimador neural.

Os resultados de linearidade e resolução em energia encontrados demonstram claramente que o estimador neural foi capaz de reconstruir a escala linear de energia medida pelo Tilecal com bastante sucesso, retirando as não linearidades inerentes a não compensação do calorímetro. Ao mesmo tempo, apresentou melhoras significativas na resolução em energia da resposta medida pelo detector.

Esse resultados foram obtidos a partir do conjunto de teste, que não é apresentado durante o treinamento do estimador neural. Logo, o alvo estocástico desen-

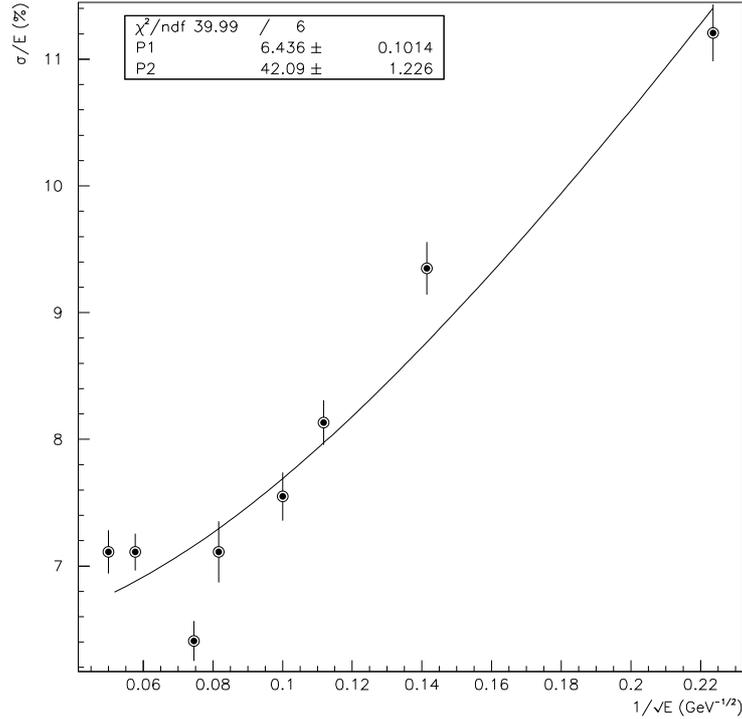


Figura 6.11: Gráfico de resolução obtido pelo estimador neural (treinamento com alvo estocástico).

volvido neste trabalho teve uma performance bastante satisfatória na estimação da energia medida pelo calorímetro para píons.

Com base nos resultados obtidos pelo estimador neural e pelo método H1, discutido anteriormente, uma comparação entre eles pode então ser feita.

6.7.7 Método H1 × Rede Neural

Dois métodos de estimar a energia das partículas incidentes para o calorímetro hadrônico do ATLAS, o Tilecal, foram apresentados.

O primeiro foi inspirado no método H1, desenvolvido para diversos outros experimentos, e o segundo foi o estimador neural, apresentado neste Capítulo. Ambos os métodos usaram dados do mesmo período de teste, logo é possível realizar uma comparação dos resultados obtidos, apesar dos dados serem levemente diferentes. A diferença está nos cortes usados para gerar a informação de entrada de ambos os métodos. Além disso, o estimador neural ainda fez uma separação dos dados em dois conjuntos, de treinamento e teste. O método H1 usou todos os eventos para

realizar a sua otimização.

A primeira comparação é feita na linearidade obtida. A Tabela 6.9 mostra os valores obtidos pelos três métodos, soma linear, método H1 e estimador neural.

Fica bastante evidente que o processamento não linear da rede neural, juntamente com o alvo de treinamento desenvolvido, foi capaz de remover quase que por completo as não linearidades na resposta em energia do calorímetro.

Tabela 6.9: Tabela com valores de linearidade para os três métodos (vide texto).

	ϵ (%)
Soma Linear	2,1
Método H1	1,9
Estimador Neural	0,53

O resultado obtido pelo estimador neural é bastante superior ao obtido pelo método H1, demonstrando que a capacidade de generalização, inerente às redes neurais, foi muito mais eficaz do que as parametrizações feitas pelo método H1 para tornar os pesos independentes da energia nominal da partícula.

A Figura 6.12 mostra os gráficos de linearidade para os métodos comparados, soma linear, método H1 e estimador neural.

A segunda comparação a ser feita é na resolução em energia. Os dados obtidos pelos três métodos, soma linear, método H1 e estimador neural, estão apresentados na Tabela 6.10.

Tabela 6.10: Tabela com os valores dos parâmetros de resolução em energia para os diversos métodos (vide texto).

	a (%)	b (%)
Soma linear	$53,7 \pm 1,4$	$7,13 \pm 0,11$
Método H1	$40,7 \pm 1,2$	$5,38 \pm 0,08$
Estimador Neural	$42,1 \pm 1,2$	$6,43 \pm 0,10$

Podemos ver que os resultados obtidos pelo método H1 e o estimador neural são bem melhores do que o obtido pela soma linear. O fator de escala, \underline{a} , para o estimador neural é um pouco maior do que o obtido pelo método H1, porém estão

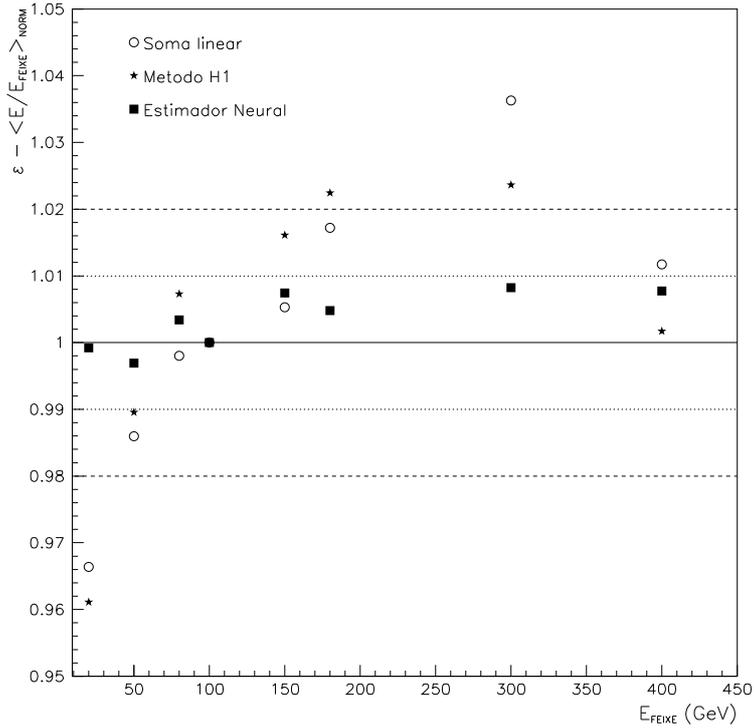


Figura 6.12: Gráfico comparativo de linearidade dos três métodos apresentados.

em concordância dentro da faixa de erro. O fator fixo, \underline{b} , é maior para o estimador neural.

A Figura 6.13 mostra os gráficos de resolução em energia para os métodos comparados, soma linear, método H1 e estimador neural.

Por fim, a última característica a ser considerada é a capacidade de generalização dos métodos. O estimador neural tem a generalização como característica inerente ao seu processamento enquanto o método H1 faz a generalização a partir de parametrizações dos seus pesos, que acabam introduzindo incertezas na estimação feita.

Além disso, a operação do estimador neural é bastante simples de ser feita. O método H1 precisa realizar algumas iterações até que os pesos se estabilizem e a energia estimada esteja disponível.

Os resultados obtidos pelo estimador neural têm, no entanto, um custo: a quantidade de pesos sinápticos que a rede neural necessita para realizar o seu processamento. Como a análise de compensação das não linearidades é feita de forma *offline*, essa quantidade maior de pesos não é um fator de grande influência. Con-

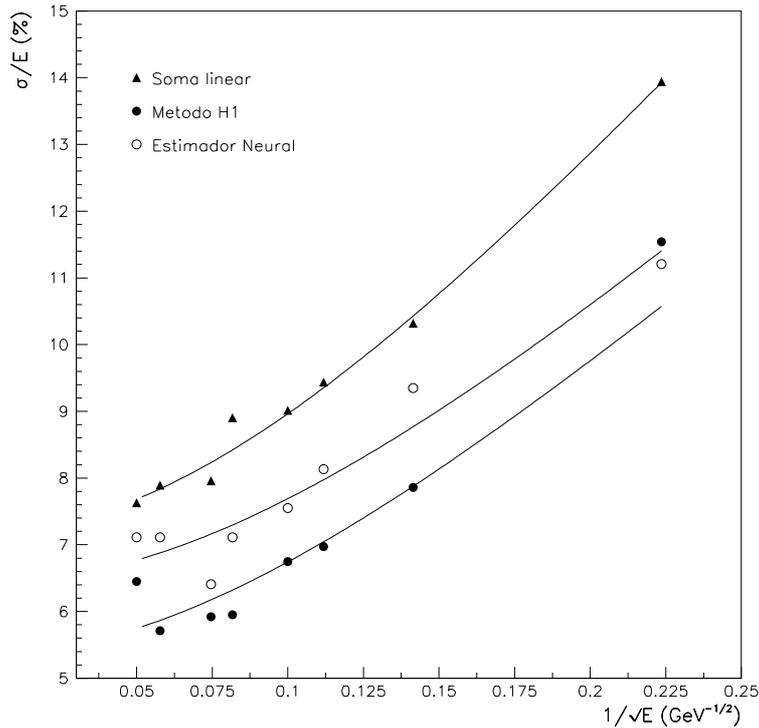


Figura 6.13: Gráfico comparativo de resolução em energia dos três métodos apresentados.

tudo, uma análise mais detalhada pode ser feita para se identificar qual é a topologia que contém a menor quantidade de parâmetros e ainda mantém a mesma qualidade dos resultados.

Apesar do calorímetro permitir que uma linearidade de até 2% para partículas com no máximo 1 TeV, a comunidade do Tilecal deseja que algoritmos capazes de fornecer a melhor linearidade possível sejam desenvolvidos. Em detrimento inclusive de uma maior otimização da resolução em energia.

Logo, resultados obtidos em que a linearidade é melhorada significativamente, porém com resultados apenas satisfatórios para a resolução em energia, são privilegiados.

O estimador neural, treinado com um alvo estocástico baseado na energia medida pela soma linear, com a sua grande capacidade de compensar as não linearidades do Tilecal se torna então candidato muito promissor para estimação precisa e sem tendências da energia medida pelo Tilecal para partículas hadrônicas.

Capítulo 7

Conclusões

Nesse trabalho, foram apresentadas técnicas de processamento de sinais para garantir a performance do calorímetro hadrônico Tilecal, operando no ambiente da máquina colisionadora de partículas de última geração, LHC. Três das principais tarefas necessárias para a operação do Tilecal no detector ATLAS do LHC foram cobertas, calibração, testes e comissionamento, e estimação de energia.

Calorímetros sofisticados e com grande quantidade de canais devido a sua granularidade de medição de energia, tal como o Tilecal, apresentam grandes desafios de instrumentação. Começando pelo seu desenvolvimento, com testes em laboratórios e com feixes de partículas em protótipos, buscando-se atingir os requisitos de projeto. Ao final do desenvolvimento dos módulos do calorímetro, a calibração do detector deve ser realizada. Para o Tilecal, ela foi desenvolvida levando-se em conta a sua granularidade e a impossibilidade de se calibrar todos os módulos do detector através de feixes de partículas. Logo, uma fonte radioativa foi usada na calibração de todos os canais de todos os módulos do detector, e feixes de partículas foram usados em parte dos módulos para fornecer constantes de calibração a partir de feixes de elétrons e que podem ser correlacionadas com a calibração feita pela fonte radioativa.

Em paralelo ao desenvolvimento e testes do calorímetro, o projeto e desenvolvimento da cadeia eletrônica de leitura é efetuado. Para o Tilecal, o sistema eletrônico é certificado ao ser instalado nos módulos do detector. Sistemas de testes são empregados que procuram ser automáticos, para lidar com a grande complexidade do detector e do seu sistema eletrônico, e capazes de detectar o máximo de

falhas possíveis.

Finalmente, quando o detector é colocado na sua posição final no experimento, com seus cabos e serviços finais, a fase de comissionamento é iniciada, onde, além do detector e sua cadeia eletrônica de leitura, são certificados os cabos e serviços utilizados, preparando o detector para a sua operação dentro do experimento. Destaca-se entre os serviços testados a fonte final de alimentação. Testes do ruído induzido pela fonte de alimentação na cadeia eletrônica de leitura são de vital importância no comissionamento e funcionamento do calorímetro.

O funcionamento correto da eletrônica e a calibração dos calorímetros são condições primordiais para que todos os canais de leitura estejam operando corretamente e que a resposta em energia do calorímetro seja fornecida na escala correta de energia (eV). Contudo, isso não significa que ele irá fornecer uma resposta linear para todas as partículas. Caso o calorímetro seja não compensado ($e/h \neq 1$), a medição feita para as partículas hadrônicas apresentará não linearidades na sua resposta em energia devido às diferentes leituras que os calorímetros não compensados fornecem para as componentes eletromagnética e hadrônica do chuveiro de partículas hadrônicas. Essas não linearidades devem ser compensadas para que o valor correto de energia em toda faixa dinâmica do detector possa ser medido.

Inserido dentro da tarefa de calibração do Tilecal, um classificador neural foi desenvolvido para identificar partículas de contaminação presentes em feixes de partículas, utilizados para testar uma fração dos módulos do Tilecal. O classificador era treinado e fornecia a sua resposta *online*. A identificação das partículas presente nos feixes de elétrons era necessária devido a contaminação inerente aos feixes de partículas gerados durante o período de calibração dos módulos do Tilecal e a necessidade de que apenas elétrons estejam presentes no conjunto de dados usados para extração das constantes de calibração.

Através de um trabalho de cooperação entre os especialistas da comunidade do Tilecal, foi possível identificar uma tendência na classificação feita pela rede neural nos primeiros testes efetuados. A tendência foi retirada após a adição de mais uma entrada ao classificador neural, referente a energia total medida pelos módulos adjacentes ao módulo central onde o feixe de partículas incidia. As concordâncias com os métodos clássicos, na classificação de elétrons, píons e múons em feixes de

elétrons, ficaram acima de 98,9%, como mostra a Tabela 4.8.

Observando os valores obtidos das constantes de calibração por ambos os métodos, concluímos que a rede neural foi eficiente na identificação *online* da partícula do feixe de elétrons, produzindo valores de constantes de calibração em concordância com os obtidos a partir de métodos clássicos de classificação.

Essa classificação apresentou novos desafios antes de alcançar os resultados apresentados. A operação *online* do classificador demandou uma limitação no conjunto de treinamento e na topologia da rede neural, devido às restrições de memória e de taxa de transferência do sistema de aquisição. O treinamento da rede neural usando o método *backpropagation* criou alvos de treinamento incorretos para alguns eventos no feixe contaminado. Como não conhecíamos de antemão o tipo de partícula interagindo com o detector, não era possível assinalar o alvo correto para as partículas de contaminação. Porém, devido a qualidade do calorímetro e sua granularidade, aliadas a reconhecida capacidade das redes neurais em tarefas de classificação, o classificador neural *online* foi bem sucedido na tarefa proposta.

O classificador neural *online* foi testado para ângulos de impacto η que apresentavam uma boa contenção de energia pelo módulo do Tilecal. Seria necessário verificar o funcionamento do classificador neural para valores mais elevados do ângulo η ($> -0,55$) onde tal contenção não é tão boa.

Na certificação da cadeia eletrônica do detector, um sistema de testes dos módulos do Tilecal, chamado de AHAB, foi desenvolvido. O AHAB foi construído de forma móvel e compacta, para permitir que o sistema de testes pudesse ser levado facilmente onde os módulos estavam armazenados. O AHAB foi desenvolvido para ser o mais abrangente possível para permitir a detecção do maior número de falhas possível.

O AHAB, além de realizar os testes nos módulos, foi utilizado também como plataforma para desenvolvimentos de novos testes. Serviu também como ponto de partida do sistema usado no comissionamento, ditando quais funcionalidades deveriam ser testadas.

Após a certificação e calibração do calorímetro, o Tilecal foi para a sua posição final no experimento e os seus serviços, cabos, fibras óticas, alimentação, etc, foram colocados. Nessa fase, iniciou-se o comissionamento do detector.

No contexto do comissionamento do Tilecal, foi criado um sistema automático de testes que tem como objetivo comissionar os módulos posicionados na caverna do ATLAS, visando a operação final do Tilecal no LHC. Esse sistema foi chamado de MobiDAQ. Ele foi desenvolvido para ser um sistema capaz de comissionar até oito módulos do Tilecal, de preferência, em paralelo para agilizar os testes a serem realizados. Esse sistema era bastante flexível e foi usado para a aquisição de eventos de interações de partículas com o Tilecal. Múons provenientes de raios cósmicos que atravessam o detector foram usados.

O MobiDAQ foi desenvolvido para operar de forma automática, identificando para o operador os eventuais componentes defeituosos. A sua integração com o sistema de aquisição oficial do ATLAS foi de extrema importância para que sua metodologia de testes e automação fosse empregada nos sistemas finais de testes e aquisição a serem utilizados durante a operação no LHC.

Os testes desenvolvidos para o MobiDAQ estão em constante aperfeiçoamento, buscando aumentar ao máximo a possibilidade de detecção de falhas nos componentes na cadeia eletrônica de leitura do Tilecal.

A partir de dados calibrados, uma rede neural para estimar a energia medida pelo Tilecal e compensar não linearidades inerentes a esse detector para partículas hadrônicas foi proposta. Os resultados do estimador neural foram comparados com um estimador baseado no método H1. Esse método já vem sendo empregado há bastante tempo e é o mais avançado no momento.

Um novo alvo para cada evento foi criado que dependia da energia medida pelo calorímetro. Através da criação desse alvo estocástico, foi possível contemplar as flutuações estatísticas da resposta do calorímetro para partículas hadrônicas, otimizando-a, sem, no entanto, perder as suas características fundamentais: distribuição gaussiana e modelo de resolução em energia. Para gerar o alvo estocástico, foi usado a energia estimada a partir da soma linear das células do detector. Um novo parâmetro foi introduzido (ν^j). Esse parâmetro permitiu um ajuste na composição da resolução em energia, isto é, no fator de escala e no fator fixo.

O parâmetro ν^j foi variado até que o melhor resultado fosse obtido. Uma linearidade de 0,53% pode então ser alcançada. A linearidade dos dados sem correção era de 2,1% e do método H1 era de 1,9%. Logo, o estimador neural apresentou

resultados significativamente melhores em relação aos obtidos pela soma linear e pelo método H1.

Observando os resultados do método H1, notamos que este perdeu toda a sua capacidade de corrigir as não linearidades do calorímetro ao tentar realizar uma estimação de maneira independente da energia da partícula incidente. Enquanto o estimador neural produziu o resultado de linearidade apresentado para o conjunto de teste, que contém eventos que não foram apresentados à rede neural durante o seu treinamento.

Uma melhor linearidade na medição de energia é mais atrativa do que valores de resolução em energia menores, contudo podemos notar que os resultados do método H1 e do estimador neural apresentaram valores de resolução em energia bem melhores do que os obtidos pela soma linear e comparáveis entre si. O estimador neural foi bem sucedido ao atender tanto o requisito de linearidade quanto de resolução em energia.

O agrupamento usado para gerar o vetor de entrada do estimador neural foi criado a partir da observação das características do chuveiro hadrônico do Tilecal. Uma análise estatística dos dados, através de componentes principais (PCA), pode ser aplicada para gerar o vetor de entrada. Assim como, outros métodos de agrupamento, que também levam em conta o decaimento das partículas hadrônicas no calorímetro, tais como, agrupamento em anéis, torres, etc, podem ser explorados.

Os dados usados para o treinamento do estimador neural eram de um ângulo de impacto η igual a $-0,35$. Esse é um ângulo central no calorímetro, que apresenta uma máxima contenção de energia no mesmo. Outros ângulos de impacto devem ser estudados, principalmente onde a contenção de energia é mais crítica ($\eta > -0,55$).

Todas as aplicações apresentadas nesse trabalho, podem ser aplicadas a outros calorímetros, principalmente no que diz respeito às metodologias empregadas.

7.1 Trabalhos Futuros

O classificador neural foi desenvolvido utilizando o método de *backpropagation* para realizar o treinamento da rede neural. Contudo, o uso de métodos não supervisionados, tais como Mapa Auto-Organizáveis, redes de Kohonen ou redes

ART, sejam mais adaptados a essa tarefa, pois não apresentariam o erro no alvo de treinamento para os feixes com contaminação.

Para o estimador neural, dados de diferentes ângulos de impacto η podem ser analisados para o seu treinamento, e, através de um processamento de dados no vetor entrada apresentado à rede neural, verificar a possibilidade da estimação de energia ser feita independentemente do ângulo de impacto η da partícula.

Simulações do arranjo experimental podem ser utilizadas para verificar o funcionamento do estimador neural para valores de energia diferentes dos utilizados neste trabalho. Aplicando alguns desses valores de energia para o treinamento do estimador neural e outros apenas para teste, podemos avaliar de forma ainda mais concreta a capacidade de generalização da rede neural. A simulação permite um controle maior dos tipos de partículas que irão interagir com o detector (não há contaminação). É possível também gerar um número bem maior de valores de energia nominal diferentes, podendo cobrir toda a faixa dinâmica do LHC.

O estimador neural pode ser aplicado a dados provenientes de testes combinados com feixe de partículas do sistema de calorimetria do ATLAS, composto pelo Tilecal e LAr. Esse estudo é bastante importante, pois indicaria se a rede neural será capaz de realizar uma estimação com dados provenientes de dois calorímetros. Simulações podem ser utilizadas para fornecer uma quantidade maior de dados para essa análise.

Finalmente, o estimador neural pode ser usado em dados simulados do ATLAS para eventos de jatos (*jets*). Nesse caso, estaremos verificando o funcionamento do estimador neural a partir de simulações de eventos reais gerados das colisões. Esse pode ser o último passo para determinar se o estimador neural pode ser aplicado na estimação de energia de partículas geradas pelas colisões do LHC e medidas pelo sistema de calorimetria do ATLAS.

Baseado nos resultados obtidos, estamos confiantes que tais iniciativas possam ter muito sucesso.

Referências Bibliográficas

- [1] GRIFFITHS, D. J., *Introduction to Elementary Particles*. Wiley, John & Sons, Inc, 1987.
- [2] AL., W.-M. Y. E., “Searches for Higgs Bosons”, *J Phys. G*, v. 33, n. 1, 2006.
- [3] “CERN”, <http://www.cern.ch>.
- [4] “LHC”, Large Hadron Collider; <http://lhc.web.cern.ch/lhc/>.
- [5] “ATLAS”, <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/>.
- [6] “CMS”, <http://cms.cern.ch/>.
- [7] “ALICE”, <http://aliceinfo.cern.ch/>.
- [8] “LHCb”, <http://lhcb.web.cern.ch/lhcb/>.
- [9] WIGMANS, R., *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*. Oxford, 2000.
- [10] HAUSER, R., “The ATLAS Trigger System”, *European Physics Journal C*, v. 34, n. s1, pp. 173–183, 2004.
- [11] VARELA, J., “Timing and Synchronization in the LHC Experiments”. In: *6th Workshop on Electronics for LHC Experiments*, 2000.
- [12] ATLAS COLLABORATION, *ATLAS DAQ, EF, LVL2 and DCS - Technical Progress Report*. CERN/LHCC 98-16, 1998.
- [13] ATLAS, *ATLAS - First-Level Trigger Technical Design Report*. CERN/LHCC 98-14, 1998.

- [14] AMARAL, P., SPIWORKS, R., GALLNO, P., *et al.*, “The ATLAS Level-1 Central Trigger System”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 52, n. 4, pp. 1217–1222, Agosto 2004.
- [15] BOISVERT, V., ARMSTRONG, S., BAINES, J., *et al.*, “A New Implementation of the Region of Interest Strategy for the ATLAS Second Level Trigger”. In: *Computing in High Energy and Nuclear Physics*, 2003.
- [16] SPIWOKS, R., ELLIS, N., FARTHOUAT, P., *et al.*, “The Trigger Menu Handler of the ATLAS Level-1 Central Trigger Processor”. In: *PROCEEDINGS of the Sixth Workshop on Electronics for LHC Experiments*, Setembro 2000.
- [17] HENRY-COUANNIER, F., “The ATLAS liquid argon calorimeters read out driver (ROD) system”. In: *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, v. 2, 2000.
- [18] TORRES, J., GONZÁLEZ, V., SORET, J., *et al.*, “Real Time Data Acquisition with Read Out Driver System”. In: *IEEE Nuclear Science Symposium*, 2004.
- [19] BOTERENBROOD, H., JANSWEIJER, P., KIEFT, G., *et al.*, “The read-out driver for the ATLAS MDT muon precision chambers”. In: *IEEE Real Time Conference*, p. 5, 2005.
- [20] CALVET, D., GACHELIN, O., HUET, M., *et al.*, “A readout buffer prototype for ATLAS high-level triggers”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 48, pp. 1290–1293, 2001.
- [21] BIJ, H. V. D., MCLAREN, R., BOYLE, O., *et al.*, “S-LINK, a data link interface specification for the LHC era”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 44, n. 3, pp. 398–402, 1997.
- [22] “<http://www.vita.com/>”.
- [23] LATHI, B., *Modern Digital and Analog Communications Systems*. Oxford University Press, 1998.
- [24] WIGMANS, R., “Advanced in hadron calorimetry”, *Rev. Nuclear Sci.*, v. 41, pp. 133–148, 1991.

- [25] ATLAS/THE TILECAL COLLABORATION, *ATLAS - Tile Calorimeter Technical Design Report*. CERN/LHCC 96-42, 1996.
- [26] ARIZTIZABAL, F., AL., E., “Calorimeter with Longitudinal Configuration”, *Nuclear Instruments and Methods*, v. A(349), pp. 384–397, 1994.
- [27] ENGSTROM, R. W., *Photomultiplier Handbook*. RCA, 1980.
- [28] SHALANDA, N., KARYUKHIN, A., KOPIKOV, S., *et al.*, “Radioactive source control and electronics for the ATLAS tile calorimeter cesium calibration system”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, v. 508, pp. 276–286, 2003.
- [29] ANDERSON, K., PILCHER, J., SANDERS, H., *et al.*, “Front-end Electronics for the ATLAS Tile Calorimeter”. In: *4th Workshop on Electronics for the LHC Experiments*, 1998.
- [30] CERQUEIRA, A. S., SEIXAS, J. M., CALÔBA, L. P., “An Active Adder for Validating Events in a Collider Experiment in High-Energy Physics”. In: *IEEE Second South-American Workshop on Circuits and Systems*, Rio de Janeiro, Brasil, 2001.
- [31] BERGLUND, S., BOHM, C., ENGSTRÖM, M., *et al.*, “The ATLAS Tile Calorimeter Digitizer”. In: *5th Workshop on Electronics for the LHC Experiments*, Snowmass, 1999.
- [32] ANDERSON, K., GUPTA, A., PILCHER, J., *et al.*, “ATLAS Tile Calorimeter Interface Card”. In: *8th Workshop on Electronics for the LHC Experiments*, Colmar, 2002.
- [33] CARVALHO, J., “Calibration and Monitoring of the ATLAS Tile Calorimeter”. In: *XII International Conference on Calorimetry in High Energy Physics*, 2006.
- [34] AHARROUCHE, M., COLAS, J., CIACCIO, L. D., *et al.*, “Energy linearity and resolution of the ATLAS electromagnetic barrel calorimeter in an electron test-beam”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 568, pp. 601–623, 2006.

- [35] ALBROW, M., AOTA, S., APOLLINARI, G., *et al.*, “Intercalibration of the Longitudinal Segments of a Calorimeter System”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 487, pp. 381–395, 2002.
- [36] AJALTOUNI, Z., ALBIOL, F., ALIFANOV, A., *et al.*, “Response of the ATLAS Tile calorimeter prototype to muons”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 388, pp. 64–78, 1997.
- [37] ÅKESSON, T., ANGELIS, A. L. S., CORRIVEAU, F., *et al.*, “Performance of the uranium/plastic scintillator calorimeter for the HELIOS experiment at CERN”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 262, pp. 243–263, 1987.
- [38] SHALANDA, N., KARYUKHIN, A., KOPIKOV, S., *et al.*, “Radioactive source control and electronics for the ATLAS tile calorimeter cesium calibration system”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 508, pp. 276–286, 2003.
- [39] KULCHITSKII, Y., TSIARESHKA, P., BUDAGOV, J., *et al.*, “Electromagnetic Cell Level Calibration for ATLAS Tile Calorimeter Modules”, 2006. ATL-TILECAL-PUB-2007-001, CERN.
- [40] BUDAGOV, J., KULCHITSKII, Y., KUZMIN, M., *et al.*, “The e/h ratio of the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter”, 2006. ATL-TILECAL-PUB-2007-001, CERN.
- [41] SCHLAGER, G., *The Energy Response of the ATLAS Calorimeter System*. Ph.D. dissertation, Vienna University of Technology, 2006.
- [42] FULLANA, E., “Energy reconstruction algorithms for the ATLAS Tile calorimeter energy resolution”. In: *The XI International Conference on Calorimetry in High Energy Physics - CALOR 2004*, 2004.

- [43] HURWITZ, M., “Performance of ATLAS Tile Calorimeter Production Modules in Calibration Testbeams”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 572, pp. 80–81, 2007.
- [44] DAMAZIO, D. O., SEIXAS, J. M., MAGACHO, P. V., “Um Classificador On-Line para a Física de Partículas”. In: *V Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, pp. 181–186, 2001.
- [45] BROMBERG, C., HUSTON, J., DAVIDEK, T., *et al.*, “Muon Walls Performance in 1998 and 1999 Tilecal Beam Tests”, 1999. ATL-TILECAL-99-022, CERN.
- [46] GIROLAMO, B. D., “Exploitation of ATLAS DAQ Prototypes for Test Beam and Lab Activities”. In: *7th International Conference on Advanced Technology and Particle Physics*, 2001.
- [47] “Creative Electronics Systems, Genebra, Suíça; <http://www.ces.ch/>”.
- [48] HAYKIN, S., *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 1997.
- [49] DAMAZIO, D. O., *Identificação Neural de Partículas em Calorimetria de Altas Energias*. Ph.D. dissertation, COPPE - Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2002.
- [50] DAMAZIO, D. O., SEIXAS, J. M., “High Energy Particle Identification Based On Calorimetry and Neural Networks”. In: *Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 331–335, Uberlândia, Brasil, 1998.
- [51] WASSERMAN, P. D., *Neural Computing: theory and practice*. Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [52] CERENKOV, P., “Visible Radiation Produced by Electrons Moving in a Medium with Velocities Exceeding that of Light”, *Physics Review*, v. 52, pp. 378–379, 1937.

- [53] YPSILANTIS, T., SEGUINOT, J., “Theory of ring imaging Cherenkov counters”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, v. 343, pp. 30–51, 1994.
- [54] LANDAU, L. D., *Collected Papers of L.D.Landau*. Oxford, 1965.
- [55] MOYAL, J., “Theory of Ionization Fluctuations”, *Philosophical Magazine*, v. 46, 1955.
- [56] KOHAVI, R., PROVOST, F., “Special issue on applications and the knowledge discovery process”, *Machine Learning*, v. 30, pp. 271–274, 1998.
- [57] COHEN, J., “A Coefficient of Agreement for Nominal Scales”, *Educational and Psychological Measurement*, v. 20, pp. 37–46, 1960.
- [58] GWET, K., *Handbook of Inter-Rater Reliability*. STATAXIS Publishing Company, 2001.
- [59] GWET, K., “Inter-Rater Reliability: Dependency on Trait Prevalence and Marginal Homogeneity”, *Statistical Methods For Inter-Rater Reliability Assessment*, v. 2, pp. 1–9, 2002.
- [60] LAPSLEY, P., BIER, J., SHOHAM, A., *et al.*, *DSP Processor Fundamentals: Architectures and Features*. Wiley-IEEE Press, 1997.
- [61] GOKHALE, M., GRAHAM, P. S., *Reconfigurable Computing: Accelerating Computation with Field-Programmable Gate Arrays*. Springer, 2005.
- [62] ADAM, I., HEINTZ, U., TUTS, P. M., *et al.*, “Large Scale Test System for Upgraded DØ Calorimeter Electronics”. In: *IEEE, Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, v. 2, pp. 664–667, 1994.
- [63] PERRODO, P., “Commissioning of the ATLAS detector and combined beam test results”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 572, pp. 113–116, 2007.

- [64] BONNEFOY, R., CALVET, D., CHADELAS, R., *et al.*, “MobiDICK: a mobile test bench for the TileCal super-drawers”, 2004. ATL-TILECAL-2004-003, CERN.
- [65] CLELAND, W. E., STERN, E. G., “Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 338, pp. 467–497, 1994.
- [66] CERQUEIRA, A. S., SEIXAS, J. M. D., CALÔBA, L. P., “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, pp. 117–125, 2007.
- [67] BLUMENSCHNEIN, U., “Installation, commissioning and operation of the tile hadron previous termcalorimeter of ATLAS”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 572, pp. 24–25, 2007.
- [68] CERQUEIRA, A. S., SILVA, P. V. M. D., MAIA, M., *et al.*, “Sistema Automático de Teste para Cabos Multicondutores de Sinais Diferenciaias de Alta Velocidade”. In: *Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 2656–2661, Salvador, 2006.
- [69] POVEDA, J., MAIA, M., VOLPI, M., *et al.*, “TileCal Barrel Read-Out and Trigger Optical Fiber Commissioning Tests and Validation”, 2007. ATL-TILECAL-INT-2007-001, CERN.
- [70] ANDERSON, K., ARABDIZE, G., BLUMENSCHNEIN, U., *et al.*, “A mobile data acquisition system”, *Journal of Instrumentation*, v. 2, 2007.
- [71] POVEDA, J., CASTELO, J., CASTILLO, V., *et al.*, “Production and commissioning performance tests of the read-out driver boards for the hadronic tile calorimeter of the ATLAS detector at the LHC”. In: *IEEE, Nuclear Science Symposium Conference Record*, v. 2, pp. 786–790, 2005.

- [72] RUMBAUGH, J., *Object-Oriented Modeling and Design*. Prentice Hall, 1991.
- [73] ANDERSON, K., PILCHER, J., SANDERS, H., *et al.*, “Stand-alone Cosmic Ray Trigger Electronics for the ATLAS Tile Calorimeter”. In: *10th Workshop on Electronics for LHC Experiments and Future Experiments*, 2004.
- [74] PESKIN, M. E., SCHROEDER, D. V., *An Introduction to Quantum Field Theory*. HarperCollins Publishers, 1995.
- [75] ATLAS/CALORIMETER PERFORMANCE, *ATLAS - Tile Calorimeter Technical Design Report*. CERN/LHCC 96-42, 1996.
- [76] PAPOULIS, A., *Probability and Statistics*. Prentice-Hall International, 1990.
- [77] FABJAN, C. W., WIGMANS, R., “Energy measurement of elementary particles”, *Reports of Progress in Physics*, v. 52, pp. 1519–1580, 1989.
- [78] VIRDEE, T. S., “Detector at LHC”, *Physics Report*, v. 403-404, pp. 401–434, 2004.
- [79] ABRAMOWICZ, H., GROOT, J. G. H. D., KNOBLOCH, J., *et al.*, “The response and resolution of an iron-scintillator calorimeter for hadronic and electromagnetic showers between 10 GeV and 140 GeV”, *Nuclear Instruments and Methods*, v. 180, pp. 429–439, 1981.
- [80] BRAUNSCHWEIG, W., TUTAS, J., VOGEL, E., *et al.*, “RESULTS FROM A TEST OF A Pb-Cu LIQUID ARGON CALORIMETER”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, v. 265, pp. 419–434, 1988.
- [81] ANDRIEUO, B., BÁNJ, J., BARRELETP, E., *et al.*, “Results from pion calibration runs for the H1 liquid argon calorimeter and comparisons with simulations”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, v. 336, pp. 499–509, 1993.
- [82] LINCOLN, D., MORROW, G., KASPER, P., “A hidden bias in a common calorimeter calibration scheme”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 345, pp. 449–452, 1994.

- [83] 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, pp. 384–397, 1994.
- [84] AJALTOUNI, Z., ALBIOL, F., ALIFANOV, A., *et al.*, “Results from a combined test of an electromagnetic liquid argon calorimeter with a hadronic scintillating-tile calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 387, pp. 333–351, 1997.
- [85] AKHMADALIEV, S., ALBIOL, F., AMARAL, P., *et al.*, “Results from a new combined test of an electromagnetic liquid argon calorimeter with a hadronic scintillating-tile calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 449, pp. 461–477, 2000.
- [86] GONZALEZ DE LA HOZ, S., *Analysis of the Tile-Cal (ATLAS) prototypes and study of Higgs production in LHC*. Ph.D. dissertation, CERN-THESIS, 2005.
- [87] CYBENKO, G., “Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function”, *Mathematics of Control*, v. 2, pp. 303–314, 1989.
- [88] DAMGOV, J., LITOV, L., “Application of neural networks for energy reconstruction”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 482, pp. 776–788, 2002.
- [89] CASTILLO, V., GONZÁLEZ, S., *Analysis of the 1998 Test of the Tilecal Barrel Prototype*. ATLAS Internal Note TILECAL-NO-99-020, 1999.
- [90] GIROLAMO, B. D., DOTTI, A., GIANGIOBBE, V., *et al.*, “Beamline instrumentation in the 2004 combined ATLAS testbeam”, 2005. ATL-TECH-PUB-2005-001, CERN.

- [91] CASADO, M., CAVALLI-SFORZA, M., “H1-inspired analysis of the 1994 combined test of the Liquid Argon and Tilecal calorimeter prototypes”, 1996. ATL-TILECAL-96-075, CERN.
- [92] PETERSON, C., RÖGNVALDSSON, T., LÖNNBLAD, L., “JETNET 3.0-A versatile artificial neural network package”, *Computer Physics Communications*, v. 81, pp. 185–220, 1994.
- [93] HÖPPNER, M., WEGENER, D., “Applications of Neural Networks to Shower Analysis in Highly Segmented LAr Calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods*, v. A(389), pp. 154–156, 1997.
- [94] SILVA, P. V. M., SEIXAS, J. M., SEIXAS, J. A., “A Hybrid Training Method for Neural Energy Estimation in Calorimetry”. In: *VII International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research*, 2000.
- [95] VASSALI, M. R., RIBEIRO, C. B., SILVA, P. V. M., *et al.*, “Estimating High-Energy Measurements in Calorimetry with Multiple Neural Networks”. In: *IEEE First South-American Workshop on Circuits and Systems*, November 2000.
- [96] BORISYUK, R., CASOLINO, M., PASCALE, M. D., *et al.*, “Gamma-ray energy determination using neural network for an imaging silicon calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 381, pp. 512–516, 1996.

Apêndice A

Trabalhos publicados

Neste apêndice, são listados todos os trabalhos publicados em diversos congressos relacionados a tese apresentada, juntamente com um resumo em português de cada trabalho.

- “An Online Neural Network Triggering System for the Tile Calorimeter”, Paulo Vitor Magacho da Silva, José Manoel de Seixas e Denis Oliveira Damazio, IEEE Transactions on Nuclear Science, v. 49, n. 2, p. 369-376, 2002: Para o calorímetro hadrônico do ATLAS, o Tilecal, um processamento neural foi usado para estabelecer uma metodologia eficiente para identificação *online* de partícula em testes com feixes em protótipos do calorímetro. Embora a pureza do feixe é normalmente muito boa para o tipo de partícula selecionada, ruído de partículas erradas não pode ser evitado e é rotinamente identificado em análise *offline*. O sistema neural proposto é treinado *online* para identificar elétrons, píons e múons com diferentes níveis de energia e alcançou mais de 90% de eficiência na identificação de partículas. O sistema neural está sendo implementado integrado ao *readout driver* (ROD) do Tilecal.
- “Principal Curves for Identifying Outsiders in Experimental Tests with Calorimeters”, Paulo Vitor Magacho da Silva e José Manoel de Seixas, Nuclear Instruments And Methods In Physics Research A - Accelerators, Spectrometers, Detectors And Associated Equipment, v. 502, n. 2, p. 781-783, 2003: Curvas principais são usadas para classificação de partículas. Elas foram desenvolvidas para aplicações em testes de calibração do calorímetro hadrônico

(Tilecal) do detector ATLAS. Definindo curvas principais para elétrons, píons e múons, uma eficiência de classificação melhor que 92,4% pode ser alcançada, mesmo com valores elevados de contaminação observados nos conjuntos de dados experimentais.

- “Classificador Neural Online para Validação de Feixes de Partículas Utilizados na Calibração do Calorímetro Tilecal”, Paulo Vitor Magacho da Silva, José Manoel de Seixas e Bruno Carneiro Ferreira, Anais do XXV Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2004: Para o LHC, em fase de desenvolvimento no CERN, a calorimetria hadrônica do detector ATLAS é feita pelo Tilecal, um calorímetro de telhas cintilantes. Feixes de partículas são usados para calibrar uma fração dos módulos do Tilecal e analisar as suas características físicas. Apesar da alta qualidade dos feixes, um nível variado de contaminação é sempre observado, o que dificulta a análise dos dados e diminui a eficiência da utilização do feixe. Em geral, múons contaminam o feixe de píons, enquanto que píons e múons contaminam o feixe de elétrons. Logo, um classificador baseado em redes neurais foi desenvolvido, que utiliza-se da informação de deposição de energia no Tilecal para identificar tal contaminação. Nesse trabalho, o foco principal foi a identificação de píons e múons de contaminação em feixe de elétrons, pois este feixe tem um papel fundamental na calibração do detector e pode apresentar níveis elevados de contaminação (acima de 50%). Através da correlação entre a classificação neural e métodos clássicos de separação foi possível avaliar a qualidade de classificação da rede neural e detectar qualquer tipo de tendência. Concordâncias acima de 99.1% entre os dois métodos foram encontradas, demonstrando que o classificador neural identificou as características físicas de cada tipo de partícula.
- “Online Neural Trigger for Optimizing Data Acquisition During Particle Beam Calibration Tests With Calorimeters”, Paulo Vitor Magacho da Silva, José Manoel de Seixas, Denis Oliveira Damazio e Bruno Carneiro Ferreira, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A - Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, v. 534, p. 184-188, 2004: Para o LHC, a calorimetria hadrônica do detector ATLAS é realizada pelo Tilecal, um calorímetro de telhas cintilantes. Para o propósito de calibração, uma fra-

ção dos módulos do Tilecal foi posicionado em testes com feixes de partículas. Apesar da alta qualidade do feixe, contaminação do feixe experimental é observada e mascara a real performance do calorímetro. Para otimizar a tarefa de calibração, um classificador neural *online* de partículas foi desenvolvido para o Tilecal. Visando um *trigger* neural para partículas incidentes, o processo neural executa integrado ao sistema de aquisição e realiza um treinamento *online* para a identificação de partículas. A performance do classificador neural foi avaliada ao correlacionar a resposta neural a uma metodologia clássica, confirmando a habilidade de identificação de contaminação em níveis acima de 99,3%.

- “Energy Reconstruction for a Hadronic Calorimeter Using Neural Networks”, Paulo Vitor Magacho da Silva e José Manoel de Seixas, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A - Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, v. 559, p. 124-128, 2006: Geralmente calorímetros apresentam uma resposta não compensada ($e/h \neq 1$). Não compensação degrada ambas figura de mérito, resolução e linearidade. Para melhorar esse fato, técnicas de filtragem são frequentemente aplicadas. Essas técnicas normalmente usam combinações linear da energia depositada nas células do calorímetro ou nas camadas longitudinais. Para o calorímetro hadrônico do ATLAS, Tilecal, o uso de rede neural foi proposto para realizar a reconstrução da energia para píons, levando-se em conta linearidade e resolução em energia. Dados experimentais de períodos de teste com feixes foram usados para realizar a reconstrução neural.