



DETECÇÃO DE SINAIS E ESTIMAÇÃO DE ENERGIA PARA  
CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

Bernardo Sotto-Maior Peralva

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

Orientadores: Augusto Santiago Cerqueira  
José Manoel de Seixas

Juiz de Fora  
Maio de 2012

DETECÇÃO DE SINAIS E ESTIMAÇÃO DE ENERGIA PARA  
CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

Bernardo Sotto-Maior Peralva

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA  
DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA (PPEE) DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE  
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

---

Prof. Augusto Santiago Cerqueira, D.Sc.

---

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

---

Prof. Rafael Antunes Nóbrega, Ph.D.

---

Prof. Marcello Luiz Rodrigues de Campos, Ph.D.

---

Prof. André Massafferri Rodrigues, D.Sc.

JUIZ DE FORA, MG – BRASIL  
MAIO DE 2012

Peralva, Bernardo Sotto-Maior.

Detecção de sinais e estimação de energia para calorimetria de altas energias / Bernardo Sotto-Maior Peralva. – 2012.

80 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)–Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2012.

1. Engenharia elétrica. 2. Processamento de sinais. I. Título.

CDU 621.3

# Agradecimentos

Primeiramente a Deus pela oportunidade e por ter proporcionado satisfação para a realização deste trabalho.

Aos meus orientadores prof. Augusto Santiago Cerqueira e prof. José Manoel de Seixas pela formação de alto nível, confiança e comprometimento com a educação. Apesar dos inúmeros compromissos pessoais e profissionais, em todo instante se mostraram disponíveis para discussões e ensinamentos. Além de excelentes orientadores e profissionais, são grandes amigos.

Em especial, ao amigo prof. Luciano Manhães de Andrade Filho que foi o grande precursor deste trabalho e que participa ativamente deste projeto junto com meus orientadores. Sempre se mostrou muito motivado, disponível e com sugestões brilhantes para a dissertação.

Aos meus pais e irmãos pelo incentivo e apoio em todas minhas escolhas. Além da educação e ensinamentos para que eu chegasse até este momento.

A minha querida namorada Elisa, pelo amor, paciência e aprendizado.

Aos colegas e amigos do Laptel e LPS, pelos momentos de descontração, companheirismo e troca de informações. Em especial ao amigo Fernando Xavier, pelo compartilhamento de idéias e por estes quase dez anos de amizade.

Aos alunos Pedro Esperidião e Thales Gomide pela disponibilidade e ajuda nos resultados finais da dissertação.

À colaboração ATLAS no CERN, em especial ao TileCal e aos colegas Sasha e Giulio pelos conhecimentos da física e da infraestrutura de software, especialmente do framework Athena. Também gostaria de agradecer o líder do grupo brasileiro no ATLAS prof. Fernando Marroquim, pelo apoio.

À Coordenadoria de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro dado a este trabalho.

Ao Povo Brasileiro que indiretamente ou diretamente financiou este trabalho.

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

## DETECÇÃO DE SINAIS E ESTIMAÇÃO DE ENERGIA PARA CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

Bernardo Sotto-Maior Peralva

Maio/2012

Orientadores: Augusto Santiago Cerqueira  
José Manoel de Seixas

Programa: Engenharia Elétrica

Nesta dissertação, são apresentados métodos para detecção de sinais e estimação de energia para calorimetria de altas energias aplicados no calorímetro hadrônico (TileCal) do ATLAS. A energia depositada em cada célula do calorímetro é adquirida por dois canais eletrônicos de leitura e é estimada, separadamente, através da reconstrução da amplitude do pulso digitalizado amostrado a cada 25 ns. Este trabalho explora a aplicabilidade de uma aproximação do Filtro Casado no ambiente do TileCal para detectar sinais e estimar sua amplitude. Além disso, este trabalho explora o impacto na detecção de eventos válidos e estimação da amplitude quando somam-se os sinais referentes à mesma célula antes da aplicação do filtro. O método proposto é comparado com o Filtro Ótimo atualmente utilizado pelo TileCal para reconstrução de energia. Os resultados para dados simulados e de colisão mostram que, para condições em que a linha de base do sinal de entrada pode ser considerada estacionária, a técnica proposta apresenta uma melhor eficiência de detecção e estimação do que a alcançada pelo Filtro Ótimo empregada no TileCal.

Palavras-chave: Detecção e Estimação de Sinais, Filtro Casado, Filtragem Ótima, Processamento Digital de Sinais, Física de Altas Energias.

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

## SIGNAL DETECTION AND ENERGY ESTIMATION FOR HIGH ENERGY CALORIMETRY

Bernardo Sotto-Maior Peralva

May/2012

Advisors: Augusto Santiago Cerqueira  
José Manoel de Seixas

Department: Electrical Engineering

The Tile Barrel Calorimeter (TileCal) is the central section of the hadronic calorimeter of ATLAS at LHC. The energy deposited in each cell of the calorimeter is read out by two electronic channels for redundancy and is estimated, per channel, by reconstructing the amplitude of the digitized signal pulse sampled every 25 ns. This work presents signal detection and energy estimation methods for high energy calorimetry, applied to the TileCal environment. It investigates the applicability of a Matched Filter and, furthermore, it explores the impact when summing the signals belonging to the same cell before the estimating and detecting procedures. The proposed method is compared to the Optimal Filter algorithm, that is currently been used at TileCal for energy reconstruction. The results for simulated and collision data sets showed that for conditions where the signal pedestal could be considered stationary, the proposed method achieves better detection and estimation efficiencies than the Optimal Filter technique employed in TileCal.

Keywords: Signal Detection and Estimation, Matched Filter, Optimal Filtering, Digital Signal Processing, High Energy Physics.

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>ix</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação . . . . .	2
1.2 O que foi feito . . . . .	3
1.3 Organização do texto . . . . .	3
<b>2 O LHC e o Experimento ATLAS</b>	<b>5</b>
2.1 O Ambiente de Física de Altas Energias . . . . .	5
2.2 O Acelerador de Partículas LHC . . . . .	7
2.3 O Detector ATLAS . . . . .	8
2.3.1 O Detector de Trajetória . . . . .	9
2.3.2 O Sistema de Calorimetria . . . . .	10
2.3.3 O Detector de Múons . . . . .	12
2.3.4 O Sistema de Filtragem do ATLAS . . . . .	12
2.4 O Calorímetro Hadrônico de Telhas (TileCal) . . . . .	14
2.4.1 A cadeia eletrônica do TileCal . . . . .	17
2.4.2 O <i>Read-Out Driver</i> . . . . .	19
2.4.3 Sistemas Para Auto Verificação e Calibração . . . . .	21
<b>3 Detecção e Estimação de Sinais</b>	<b>23</b>
3.1 Nomenclatura utilizada neste capítulo . . . . .	23
3.2 Detecção e estimação da amplitude de um sinal imerso em ruído . . . . .	23
3.2.1 Estimador ML . . . . .	25
3.3 Revisão bibliográfica . . . . .	26
3.3.1 Detecção e estimação de sinais em física experimental de alta energia . . . . .	26
3.4 Algoritmo <i>online</i> de reconstrução de energia do TileCal . . . . .	30

<b>4</b>	<b>O Método Proposto de Detecção de Sinais e Estimação de Energia <i>online</i> para o TileCal</b>	<b>34</b>
4.1	O Ambiente do TileCal . . . . .	34
4.1.1	O Ruído . . . . .	34
4.1.2	A linha de base (pedestal) . . . . .	36
4.1.3	O sinal de interesse . . . . .	36
4.2	O Filtro Casado . . . . .	38
4.2.1	Branqueamento . . . . .	39
4.3	A Técnica Proposta para Detecção <i>online</i> de Sinais . . . . .	40
4.3.1	O Projeto do Filtro . . . . .	41
4.4	A Técnica Proposta de Estimação <i>online</i> de Energia para o TileCal . . . . .	41
4.4.1	Relação Entre a Saída do Filtro Linear Proposto e a Amplitude do Sinal . . . . .	42
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>44</b>
5.1	Resultados para Dados Simulados . . . . .	44
5.1.1	Banco de Dados . . . . .	44
5.1.2	Detecção de Sinais . . . . .	46
5.1.3	Estimação da Amplitude . . . . .	50
5.2	Resultados para Dados de Colisão . . . . .	54
5.2.1	Banco de Dados . . . . .	55
5.2.2	Estimação da Amplitude . . . . .	55
<b>6</b>	<b>Conclusões</b>	<b>59</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>61</b>
	<b>A Publicações</b>	<b>65</b>
	<b>B Sistema de Coordenadas do ATLAS</b>	<b>67</b>



# Lista de Figuras

2.1	O experimento LHC e seus detectores (extraído de CERN Document Server - 40525). . . . .	8
2.2	O detector ATLAS e seus principais componentes (extraído de CERN Document Server - CERN-GE-0803012). . . . .	9
2.3	Sistema de calorimetria do ATLAS (extraído de CERN Document Server - CERN-GE-0803015). . . . .	11
2.4	O sistema de filtragem do ATLAS (extraído de [1]). . . . .	13
2.5	Visão tridimensional de um módulo do TileCal, mostrando as telhas dispostas perpendicularmente à direção do feixe (extraído de [2]). . .	14
2.6	Divisão do TileCal em barril central e barril estendido (extraído de [3]).	16
2.7	Segmentação do TileCal (extraído de [2]). . . . .	17
2.8	Diagrama de blocos da cadeia eletrônica TileCal (extraído de [1]). . .	18
2.9	Unidade de processamento com dois DSPs (extraído de [1]). . . . .	20
2.10	Pulso característico do TileCal com seus respectivos parâmetros [1]. .	21
3.1	Estimador linear ML. . . . .	26
3.2	Pulso característico de um sistema de calorimetria por líquido ionizante.	27
3.3	Pulso característico do sistema de calorimetria hadrônica do detector CMS. . . . .	29
4.1	Matriz de covariância do ruído do TileCal com todos elementos (a) e sem os elementos da diagonal principal (b). . . . .	35
4.2	<i>Fitting</i> gaussiano em cada amostra do ruído. . . . .	37
4.3	Matriz de covariância do ruído entre dois canais de mesma célula do TileCal com todos elementos (a) e sem os elementos da diagonal principal (b). . . . .	38
4.4	Linhas de base estimadas para o canal 42 de cada módulo do LBA. . .	38
4.5	Pulso de referência do TileCal para os dois ganhos. . . . .	39
4.6	Operação de filtragem casada. . . . .	39
5.1	Exemplos de 3 observações da classe ruído (a) e 3 observações da classe sinal (b). . . . .	45

5.2	Diagrama de blocos utilizado para no conjunto de sinal. . . . .	45
5.3	Diagrama de blocos utilizado para no conjunto de sinal. . . . .	45
5.4	Matriz de covariância do ruído do conjunto de desenvolvimento antes (a) e depois (b) do pré-processamento por branqueamento. . . . .	46
5.5	Matriz de covariância do ruído do conjunto de teste antes (a) e depois (b) do pré-processamento por branqueamento. . . . .	47
5.6	Pesos OF e MF calculados para a análise de canal simples (a) e para célula (b). . . . .	47
5.7	Saídas dos filtros OF (a) e MF (b) para um canal do TileCal. . . . .	48
5.8	Saídas dos filtros OF (a) e MF (b) para uma célula do TileCal. . . . .	49
5.9	Eficiência de detecção contra taxa de falso alarme para os quatro métodos em estudo. . . . .	50
5.10	Amplitude reconstruída pelo OF (a) e MF (b) para um canal do TileCal. . . . .	51
5.11	Amplitude reconstruída pelo OF (a) e MF (b) para uma célula do TileCal. . . . .	52
5.12	Linearidade dos métodos para canal simples (a) e célula (b). . . . .	53
5.13	Erro relativo de estimação para as análise de canal simples (a) e célula (b). . . . .	54
5.14	Saídas dos filtros OF (a) e MF (b) para dados de colisão de alta SNR. . . . .	56
5.15	Fitting Langaus para a técnica MF. . . . .	57
5.16	Fitting Langaus para a técnica OF. . . . .	57
5.17	Linearidade dos métodos OF e MF para dados de colisão de alta SNR. . . . .	58
B.1	O sistema de coordenadas do ATLAS. . . . .	68

# Lista de Tabelas

2.1	Número de PMTs por barril no TileCal. . . . .	16
3.1	Os quatro tipos de resposta de um detector. . . . .	24
5.1	Desempenho de detecção dos métodos. . . . .	50
5.2	Incerteza na estimação (por ADC count). . . . .	52

# Capítulo 1

## Introdução

Em ambientes industriais ou em experimentos ligados à instrumentação, algumas ou diversas variáveis (sensores) de interesse devem ser lidas a fim de que alguma ação possa ser tomada. Muitas vezes, devido à grande quantidade de variáveis, sistemas de seleção de eventos são necessários para que sejam processados apenas os dados de interesse. Os dados selecionados são então armazenados pelo sistema de aquisição.

A aquisição de dados começa com um fenômeno físico a ser medido. Alguns fenômenos comuns encontrados em plantas industriais e em experimentos científicos são: temperatura, intensidade luminosa e pressão de um gás. Estes parâmetros físicos são convertidos pelos sensores e transdutores em sinais elétricos que são condicionados por circuitos elétricos e enviados a conversores analógico-digitais, ou ADC (do inglês *Analog to Digital converter*), o qual os convertem em sinais digitais. Uma vez que o sinal se encontra digitalizado, este pode ser transmitido e lido por um computador digital capaz de processar tal informação e, eventualmente, tomar uma decisão. A etapa de processamento digital do sinal é chamada de filtragem.

Em experimentos mais complexos, o número de canais é elevado a fim de aumentar a resolução e precisão da informação adquirida. Além disso, muitos sistemas de filtragem operam de maneira *online* e, em alguns casos, com alta taxa de eventos, o que demanda uma resposta rápida do sistema a estímulos de interesse (evento) gerados pelo experimento. Algumas características desejáveis dos sistemas de filtragem *online*, podem ser destacadas:

- Alta eficiência na seleção de eventos de interesse
- Baixa probabilidade de falsa detecção
- Simplicidade de implementação, atendendo os recursos de *hardware* disponíveis
- Velocidade de execução requerida pelo projeto

Em geral, os recursos disponíveis para implementação de um sistema de filtragem *online* são limitados a fim de atender os requisitos de velocidade. Por simplicidade

do sistema, utilizam-se métodos baseados no conhecimento especialista do problema. Além disso, algumas restrições podem ser impostas aos algoritmos que implementam o sistema, tornando-os mais simples e factíveis de implementação em dispositivos de processamento digital. Como resultado muitos métodos operam em regiões sub-ótimas, ainda assim com eficiências aceitáveis para uma vasta gama de aplicações.

Para cenários onde os sistemas de filtragem operam de modo *offline*, estes podem utilizar técnicas mais sofisticadas, baseadas na informação estatística contida no processo. Frequentemente, estes sistemas são capazes de selecionar a informação relevante com maior eficiência. Na maioria das aplicações reais, o problema em questão apresenta estatísticas de ordem superior com componentes não-lineares, surgindo a motivação pela opção de técnicas sofisticadas, como as redes neurais. Através do uso de tais ferramentas combinado com o conhecimento especialista do problema, torna-se possível o processamento ótimo de discriminação, com algoritmos robustos e com excelentes taxas de detecção.

## 1.1 Motivação

Em experimentos de física de alta energia, como por exemplo os colisionadores de partículas, as variáveis de interesse se assemelham às encontradas em ambientes industriais e em geral. Nestes ambientes, os detectores são projetados e construídos de tal forma que a leitura, detecção e reconstrução dos eventos se dê da forma mais eficaz possível. No caso do detector ATLAS (do inglês *A Toroidal LHC Apparatus*) do experimento LHC (do inglês *Large Hadron Collider*), os sub-detectores como, por exemplo, os calorímetros e os detectores de traço e múons, são alocados cilindricamente envolvendo o feixe de partículas. No momento da colisão, no centro do detector, o sistema de aquisição de dados opera e todos canais de cada sub-detector se tornam disponíveis para a leitura. O sistema de calorimetria do ATLAS subdivide-se em dois, o calorímetro eletromagnético (LAr) e o calorímetro hadrônico (TileCal), sendo o último, o ambiente de pesquisa desta dissertação.

O sistema TDAQ (do inglês *Trigger and Data Acquisition*) do ATLAS é o sistema *online* de leitura e seleção de dados. Este sistema é comum a todo o experimento ATLAS, embora cada sub-detector tenha sua particularidade para adaptação do *software* do TDAQ em sua eletrônica de leitura.

O LHC opera numa taxa de 40 MHz, ou seja, a cada 25 ns o sistema de aquisição de dados do ATLAS é acionado e os canais dos sub-detectores são disponibilizados para leitura e processamento dos sinais oriundos da interação das partículas geradas pela colisão e o material ativo de cada sub-detector. O TileCal possui aproximadamente 10.000 canais de leitura dispostos ao longo do detector ATLAS, em que, por questões de redundância, cada célula do calorímetro fornece dois canais de leitura.

As partículas geradas pelas colisões interagem com o TileCal, o qual absorve e amostra a energia depositada pelas partículas em cada canal. Devido ao grande número de sinais gerados cabe ao algoritmo de detecção de sinais selecionar os canais que serão armazenados para reconstrução *offline* do evento. Tal algoritmo de estimação de energia e seleção de sinais opera *online*. Atualmente, o método implementado no TileCal, estima a energia do sinal de cada canal e seleciona os sinais com amplitude acima de um determinado valor de energia. Devido ao ruído eletrônico de fundo característico de cada canal, muitos sinais com efetiva deposição de energia são desprezados pelo algoritmo de detecção por serem mascarados pelo ruído eletrônico. Como resultado, a reconstrução *offline* dos eventos fica comprometida, uma vez que não será possível detectar todos canais pelo qual uma determinada partícula depositou parte de sua energia.

Motivado pela importância da detecção e seleção de canais e o impacto que estas operações geram nas análises físicas, este trabalho explora os parâmetros dos sinais característicos do TileCal e propõe um novo método para realizar a detecção de sinais contra ruído, e estimar a energia dos mesmos.

## 1.2 O que foi feito

Esta dissertação trata do problema de detecção de sinal imerso em ruído, mais especificamente, do problema de detecção e seleção de canais do TileCal que serão incluídos nas análises físicas posteriores. O foco do trabalho se concentra no desenvolvimento de um filtro rápido capaz de detectar e estimar a energia do sinal de entrada de forma *online*, com o intuito de melhorar a atual reconstrução da energia do evento. O método explora a aplicabilidade de uma aproximação do Filtro Casado, que é conhecido como o filtro ótimo em termos da relação sinal-ruído. O sinal de interesse do TileCal é eletronicamente condicionado para ter uma forma bem definida e o ruído eletrônico pode ser tratado pela estimação da matriz de branqueamento do processo estocástico. Através destas observações, a eficiência do filtro proposto foi analisada e comparada com a técnica atual de estimação de energia e seleção de sinais. Além disso, foi investigado o impacto na detecção e estimação quando os sinais de mesma célula são somados antes da aplicação do filtro, diferentemente de como é realizado atualmente, onde as energias de cada canal são estimadas separadamente e depois a soma é realizada para compor a energia final da célula.

## 1.3 Organização do texto

No Capítulo 2, será apresentado o ambiente no qual esta dissertação foi desenvolvida. O experimento ATLAS será descrito, além do detalhamento de suas

particularidades.

O Capítulo 3 será dedicado à formulação do problema de detecção e estimação de sinais. Será feita uma revisão sobre as técnicas de estimação de energia empregadas em experimentos de física de altas energias. Além disso, será descrito o método atual implementado no TileCal para a detecção de sinais e estimação da energia.

No Capítulo 4, o método proposto para detecção e estimação da energia para o TileCal será apresentado. O ambiente, no que tange a caracterização dos sinais do TileCal, será detalhado levando à escolha da técnica proposta.

No Capítulo 5, os resultados de detecção e estimação da energia pela técnica proposta são apresentados e comparados com a técnica atual. Serão utilizados dados simulados e adquiridos durante operação nominal do LHC em 2011.

Finalmente, no Capítulo 6, serão apresentadas as conclusões, os trabalhos em andamento e os planos futuros.

# Capítulo 2

## O LHC e o Experimento ATLAS

Neste capítulo, serão apresentados o ambiente de física de altas energias, o acelerador de partículas LHC e seu detector ATLAS. Será dada ênfase no sistema de trigger e de calorimetria deste detector, com uma descrição detalhada de sua geometria e segmentação. Por fim, o calorímetro hadrônico do ATLAS e seus sistemas serão detalhados.

### 2.1 O Ambiente de Física de Altas Energias

A ciência sempre tentou desvendar os mistérios das leis da natureza. A década de 1930 foi marcada por uma revolução na compreensão da estrutura da matéria. Até então, acreditava-se que os prótons, nêutrons e elétrons eram os blocos básicos de toda a matéria existente. Nesta época porém, algumas questões envolvendo as estruturas dos núcleos dos átomos, como, por exemplo, sua estabilidade e fenômenos relacionados a decaimentos radioativos continuavam sem resposta. Era necessário, portanto, desenvolver ferramentas que pudessem investigar o núcleo do átomo e as interações dos nêutrons e prótons que o formam. Surgiram, então, os colisionadores de partículas. Nestes equipamentos, partículas subatômicas são aceleradas e postas em trajetória de colisão, resultando partículas ainda mais elementares. O colisionador de partículas [4] é uma ferramenta que permite aos físicos a observação de estruturas muito pequenas, através da produção de partículas com alto momento transversal e, conseqüentemente, comprimento de onda curto. O comprimento de onda ( $\lambda$ ) associado é inversamente proporcional ao momento da partícula ( $p$ ), através da relação  $\lambda = \frac{h}{p}$ , sendo  $h$  a constante de Planck.

Quanto maior a energia das partículas, ou seja, quanto maior a aceleração aplicada a estas, maior a eficiência na produção de partículas elementares. Devido à alta energia aplicada a estas partículas, esta área da física é conhecida como física de altas energias. Nos experimentos mais modernos, grandes detectores multi-camadas são posicionados ao redor dos pontos de colisão. Cada camada do detector tem uma



função específica na determinação da trajetória e na identificação de cada uma das partículas que podem ser produzidas em uma única colisão.

Através da pesquisa em física de altas energias, vários tipos de partículas similares aos prótons e nêutrons (chamadas bárions), e uma nova família de partículas, chamadas mésons, foi descoberta. No início da década de 60, uma centena de tipos de partículas havia sido identificada e os físicos ainda não tinham uma compreensão completa das interações fundamentais [5]. Neste cenário, em 1964, os físicos Murray Gell-Mann e George Zweig, independentemente, lançaram a idéia de que os nêutrons e prótons, e todas as novas partículas descobertas, poderiam ser explicadas por um conjunto ainda menor de tipos de partículas. Gell-Mann chamou então de quarks [6]. Elas podiam explicar todos os bárions e mésons observados com somente três tipos de quarks (agora chamados de *up*, *down* e *strange*) e seus antiquarks.

Após aproximadamente trinta anos de pesquisa, e vários experimentos, a idéia do quark foi confirmada. Isto, agora, é parte do chamado Modelo Padrão das Partículas Fundamentais e das Interações [6]. Novas descobertas mostraram que existem seis tipos de quarks, chamados *up*, *down*, *strange*, *charm*, *bottom* e *top*, em ordem crescente de massa. Além disso, existem seis tipos de partículas, incluindo o elétron, chamadas léptons. O Modelo Padrão abrange as interações forte, fraca e eletromagnética dos quarks e léptons, explicando a coesão do núcleo e os decaimentos.

O Modelo Padrão responde a muitas questões sobre a estrutura e a estabilidade da matéria com seus seis tipos de quarks, seis tipos de léptons, e três tipos de forças. Apesar disso, algumas perguntas ainda estão sem resposta: porque existem três tipos de quarks e léptons para cada carga? Existe alguma explicação para sua massa? Existem mais tipos de partículas e forças a serem descobertas por aceleradores de energia ainda maiores? Os quarks e os léptons são realmente fundamentais, ou eles apresentam alguma subestrutura? As interações gravitacionais podem ser incluídas? Quais partículas formam a matéria escura no universo? Todas estas questões levam os físicos a projetar e construir aceleradores ainda nos dias de hoje, procurando promover colisões com energias ainda maiores. Estes novos aceleradores, assim como os novos experimentos, são desenvolvidos em grandes laboratórios ao redor do mundo, como o CERN [7], Fermilab [8], DESY [9] e KEK [10].

O CERN (do francês *Conseil Européenne pour la Recherche Nucleaire*) é o maior centro de pesquisas de física de partículas do mundo. Fundado em 1954 em Genebra, Suíça, o CERN foi uma das primeiras organizações internacionais baseada em um sistema de parceria entre vários países (20 estados membros) e milhares de pesquisadores (mais de 6.000, atualmente) os quais colaboram com os experimentos e, em paralelo, conduzem suas próprias pesquisas. O objetivo primário do laboratório é estudar o modelo Padrão num regime de maior energia e explorar duas questões fundamentais da física: a composição da matéria e as forças que mantêm a

matéria unida. Para alcançar este objetivo, dezenas de estudos e experimentos são realizados no laboratório, havendo destaque para os aceleradores de partículas, nos quais dois feixes de partículas são acelerados no interior de um anel, em sentidos contrários. Estes dois feixes colidem em pontos estratégicos de grandes detectores, e desta colisão resultam partículas subatômicas que são emitidas em várias direções. As partículas são detectadas e gravadas pelos detectores e respectivos sistemas de aquisição, e suas características são estudadas, posteriormente, por pesquisadores de todo o mundo. O CERN funciona num contexto de colaboração internacional, sendo que, atualmente, cerca de 50 países estão oficialmente envolvidos nos experimentos em desenvolvimento no laboratório.

## 2.2 O Acelerador de Partículas LHC

O LHC (do inglês *Large Hadron Collider*) [11], no CERN, é o maior acelerador de partículas já construído e entrou em operação no dia 10 de setembro de 2008. O LHC opera acelerando dois feixes de prótons em sentidos contrários e, entre outros objetivos, tentará encontrar a única partícula prevista pelo Modelo Padrão e que ainda não foi detectada, o bóson de Higgs, que é responsável pela geração de massa das partículas. Embora projetado para observar colisões de 14 TeV de energia no centro de massa do feixe, atualmente, o LHC atinge uma energia de 7 TeV, utilizando um anel circular com 27,4 Km de circunferência, localizado a 100 m de profundidade do solo, como ilustrado na Figura 2.1. Esta é a maior energia já alcançada por um acelerador deste tipo. O feixe de partículas do LHC é formado por milhares de pacotes de prótons, espaçados de 25 ns centro a centro (atualmente o espaçamento é de 50 ns). Portanto, os pacotes irão colidir a uma taxa constante de 40 MHz no ponto de interesse dos detectores. Os quatro experimentos (detectores) mais importantes do LHC (ATLAS, CMS, ALICE e LHCb) irão implementar sistemas síncronos de aquisição para operar com eventos na taxa de 40 MHz. Estes experimentos são:

1. **CMS** (*Compact Muon Solenoid*) [12]

Experimento de propósito geral para estudo do bóson de Higgs, de partículas supersimétricas e de física de íons pesados.

2. **ATLAS** (*A Toroidal LHC ApparatuS*) [2]

Também é um experimento de propósito geral. Foi otimizado para ter o alcance máximo da física proposta pela LHC.

3. **ALICE** (*A Large Ion Collider Experiment*) [13]

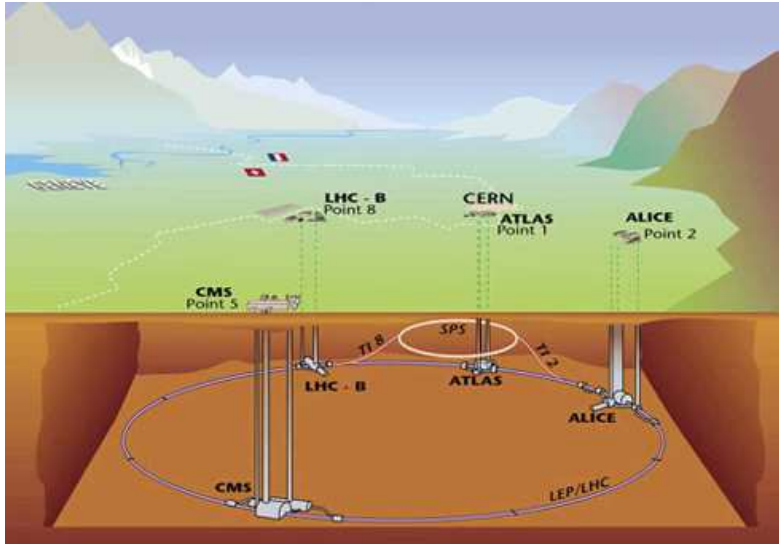


Figura 2.1: O experimento LHC e seus detectores (extraído de CERN Document Server - 40525).

O ALICE é o único experimento do LHC inteiramente dedicado à física de colisões nucleares. Seu principal objetivo é estabelecer e estudar a formação do plasma de quarks e glúons [13].

#### 4. **LHCb** (*Large Hadron Collider beauty*) [14]

É um experimento dedicado ao estudo de violação de CP [14] e outros fenômenos raros, oriundos do decaimento do méson-*B*.

Apresentaremos com maiores detalhes sobre o detector ATLAS, ambiente no qual este trabalho foi desenvolvido.

## 2.3 O Detector ATLAS

O ATLAS é um experimento de propósito geral para detecção de colisões próton-próton no LHC. A colaboração no experimento ATLAS envolve 34 países, 150 universidades e laboratórios, com cerca de 2.000 físicos e engenheiros, sendo que 700 de estados não-membros. O projeto do detector foi otimizado para estudar a maior quantidade possível de fenômenos físicos passíveis de serem gerados em colisões no LHC. Entre os assuntos que serão investigados, podemos citar: a existência do bóson de Higgs, explicação para os mecanismos espontâneos de quebra de simetria, procura por partículas super-simétricas, novos bósons de Gauge e leptiquarks. O detector tem formato cilíndrico e foi projetado para cobrir um ângulo sólido próximo a  $4\pi$ , ao redor da região de colisão das partículas. Além dos Magnetos, que auxiliam na medida de momento das partículas carregadas, três sub-detectores básicos compõem o ATLAS (em ordem do mais interno para o mais externo): o detector

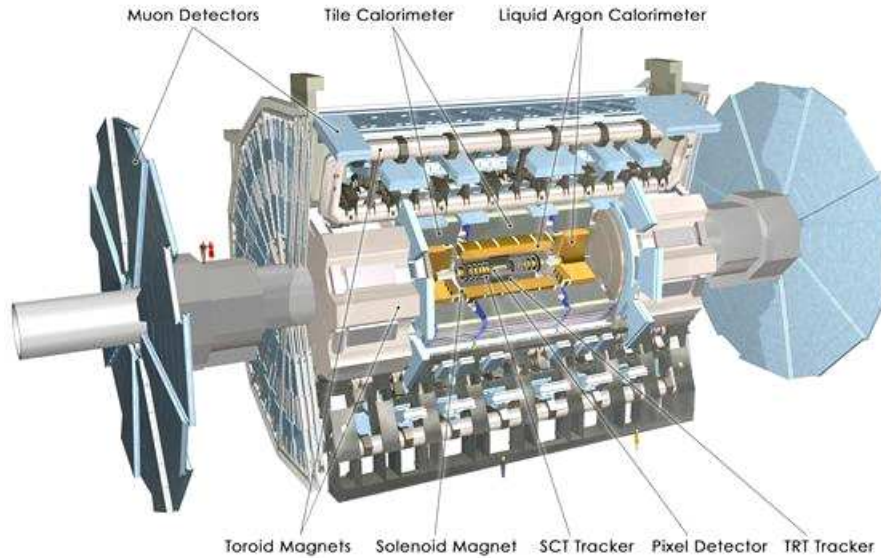


Figura 2.2: O detector ATLAS e seus principais componentes (extraído de CERN Document Server - CERN-GE-0803012).

de trajetória, os calorímetros eletromagnético [15] e hadrônico [16] e o detector de múon [17], como ilustra a Figura 2.2. Em dimensões totais, ATLAS possui diâmetro de 22 metros, comprimento de 42 metros e peso igual a 7.000 toneladas.

O escopo desta monografia se encontra na seleção de canais e estimação de energia no calorímetro hadrônico do detector ATLAS. Sendo assim, este calorímetro será descrito com mais detalhes na Seção 2.4.

### 2.3.1 O Detector de Trajetória

O detector de trajetória (ou *Inner Detector*) é o sistema do ATLAS responsável por medir o momento e a posição do vértice das partículas. Ele está localizado na camada mais interna do ATLAS, envolvendo a linha de feixe de partículas. Devido à sua localização e a quantidade de traços que são gerados pelas inúmeras partículas provenientes das colisões  $p-p$ , este sub-detector possui fina granularidade.

Este detector é composto de dois sistemas de detecção, baseados em semicondutores (PIXEL e SCT) e radiação (do inglês *Transition Radiation Tracker*, ou TRT). Os detectores de semicondutores cobrem uma região de  $\eta < 2,5$  em coordenadas do ATLAS (ver Apêndice B) e possuem uma área de  $61 \text{ m}^2$  com milhares de detectores de silício (em torno de 6 milhões canais de leitura). O detector de semicondutores é capaz de detectar traços separados por distâncias da ordem de  $\mu \text{ m}$  [18].

O detector TRT foi idealizado para o reconhecimento de partículas. Cada tubo é preenchido com uma mistura gasosa composta de xenônio, dióxido de carbono e oxigênio. O espaço entre os tubos é preenchido com material, para que as partículas relativísticas criem a chamada radiação de transição (fótons), que ocorre quando há

uma mudança no meio de propagação. Os fótons liberados neste processo reagem com o xenônio, produzindo os sinais elétricos. Tais sinais exibem diferentes amplitudes, dependendo se a partícula de interação for um elétron ou um pión, permitindo a discriminação entre estas [19].

### 2.3.2 O Sistema de Calorimetria

Em física de altas energias, o calorímetro absorve, amostra e mede a energia das partículas nele incidentes. Ao entrarem no calorímetro, as partículas iniciam um chuveiro de partículas [20]. Neste processo, a energia é depositada, coletada e medida. Tipicamente, calorímetros são transversalmente segmentados para obter informação da direção das partículas, bem como da energia depositada. Uma segmentação longitudinal também pode ser feita, para obter informação da identidade da partícula, baseada na forma do chuveiro que ela produz.

Dentre as razões pelas quais os calorímetros emergiram como detectores-chave em praticamente todos os experimentos em física de partículas, citamos:

1. Calorímetros podem ser sensíveis tanto a partículas neutras quanto a carregadas.
2. Devido a diferenças na forma de deposição de energia, a identificação de partículas pode ser feita com alta eficiência.
3. Para conter o desenvolvimento de cascatas dos objetos a serem medidos, a profundidade dos calorímetros aumenta logaritmicamente com a energia, o que permite o projeto de detectores mais compactos.
4. Calorímetros podem ser segmentados, o que permite tanto medida da energia quanto de trajetória das partículas.
5. Resposta rápida (menor que 50 ns) pode ser atingida com os calorímetros, o que é importante num ambiente com alta taxa de eventos.
6. A informação de energia obtida dos calorímetros pode ser usada para filtrar eventos interessantes com alta seletividade.

O sistema de calorimetria do ATLAS se inicia logo após o detector de trajetórias, a 1,5 metros do feixe de colisão. O propósito deste sistema é determinar a energia total de uma partícula. Isto é realizado através da absorção da partícula e de seus produtos de decaimento, e medindo a energia depositada nos calorímetros. Uma vez que as interações de hádrons, leptons e fótons com a matéria acontece de formas diferentes, o sistema de calorimetria do ATLAS é dividido em duas partes: o calorímetro

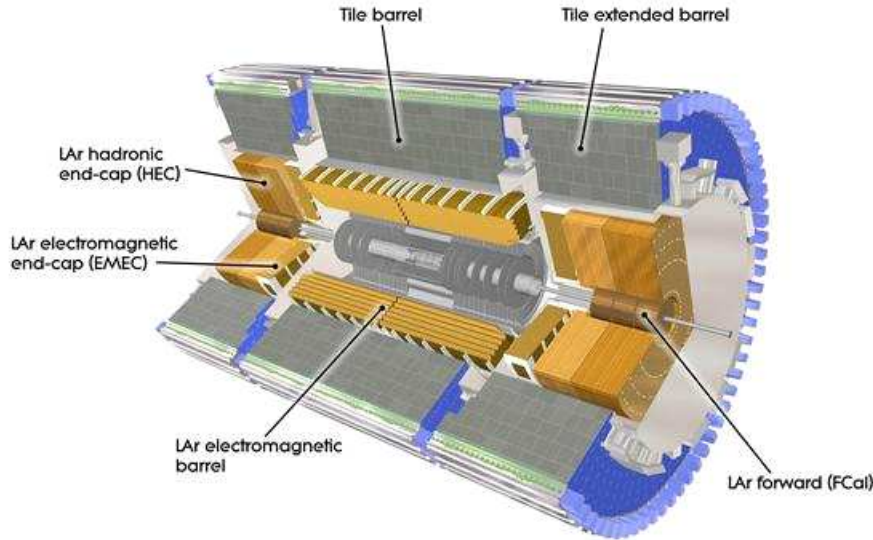


Figura 2.3: Sistema de calorimetria do ATLAS (extraído de CERN Document Server - CERN-GE-0803015).

eletromagnético e o calorímetro hadrônico. O calorímetro eletromagnético foi projeto para determinar a energia de partículas que interagem eletro-magneticamente, enquanto o calorímetro hadrônico é dedicado para medir a energia de hádrons. Exceto pelos múons, todas partículas são absorvidas pelos calorímetros [21]. O sistema de calorimetria do ATLAS é mostrado na Figura 2.3.

### 2.3.2.1 Calorímetro Eletromagnético

O Calorímetro de Argônio Líquido (do inglês *Liquid Argonic*, ou LAr) [15] é o calorímetro eletromagnético (EM) do ATLAS. O calorímetro EM do ATLAS utiliza o chumbo como material absorvedor, e os materiais ativos (amostradores) são compostos de eletrodos de chumbo imersos em argônio líquido, com a forma de acordeões ao longo da direção  $\eta$  (pseudo-rapidez [22]). Os eletrodos amostram a energia da partícula através da ionização das células do calorímetro. O sistema necessita de elementos resfriadores para a redução do ruído induzido pelos campos magnéticos e pela eletrônica de detecção. Este detector é dividido em duas partes fundamentais: o barril (do inglês *barrel*) e as tampas (do inglês *end-caps*). Juntas, estas partes completam o espaço ao redor do ponto de colisão até um valor de  $\eta = 3,2$ . A porção do barril de tal calorímetro estende-se de  $\eta = 0$  até  $\eta = 1,475$ . Em  $\eta = 1,375$  o barril começa a sobrepor a tampa, que é dividida entre tampa exterior (até  $\eta = 2,5$ ) e interior ( $\eta = 2,5$  até  $\eta = 3,2$ ).

O LAr também inclui um sistema pré-irradiador (*pre-sampler*) em sua eletrônica de leitura. Este sistema ajuda na correção no caso de perda de energia dos elétrons

e fótons antes de alcançarem o calorímetro.

### 2.3.2.2 Calorímetro Hadrônico

O Calorímetro de Telhas (do inglês *Tile Calorimeter*, ou TileCal) [23] é o calorímetro hadrônico do ATLAS. Este sistema utiliza placas de aço como material absorvedor e placas cintiladoras, em forma de telha, como material ativo. A luz produzida nas telhas pelas partículas são transmitidas por fibras ópticas até células fotomultiplicadores onde é convertida em sinal elétrico e este é condicionado pela eletrônica de leitura do TileCal. Este calorímetro cobre uma área de  $|\eta| < 1,7$  do sistema de coordenadas do ATLAS (ver Apêndice B). Possui uma estrutura cilíndrica com raio interno de 2,3 m e externo, 4,3 m. Assim como o Lar, o TileCal é dividido em 3 partes, tendo a parte central (barril central) 5,6 m e as duas extremidades (barril estendido), 2,9 m cada uma. Assim como os outros sub-detecores do ATLAS, este calorímetro possui alta segmentação, aproximadamente 10.000 canais de leitura.

Este experimento é o contexto principal desta dissertação e, como tal, será descrito em detalhes na Seção 2.4.

### 2.3.3 O Detector de Múons

O sistema de detecção de múons forma a camada mais externa do ATLAS. O fato de múons serem as únicas partículas com período de vida longo as quais não interagem com os materiais dos calorímetros, este detector é usado na identificação destas partículas. Ímãs super condutores, curvam os múons e câmaras de traço de alta precisão localizadas em torno do eixo do feixe na região central do ATLAS, medem a deflexão de tais partículas. A partir dessa informação, o momento pode ser determinado.

### 2.3.4 O Sistema de Filtragem do ATLAS

Motivado pela busca da física rara, o experimento opera numa taxa de colisão altíssima e, conseqüentemente, uma grande quantidade de dados é gerada (da ordem de tera *bytes*), sendo necessário o tratamento destes dados a fim de evitar o armazenamento de dados irrelevantes para a reconstrução dos eventos de interesse. O sistema de filtragem e aquisição de dados (TDAQ) [24] do ATLAS é baseado em três níveis de seleção de eventos e opera de forma *online*, ou seja, o sistema decide quais dados serão gravados e quais não serão. Cada nível refina a seleção dos dados feita pelo nível anterior a fim de reduzir a quantidade de dados a serem gravados de 40 MHz para 100 Hz.

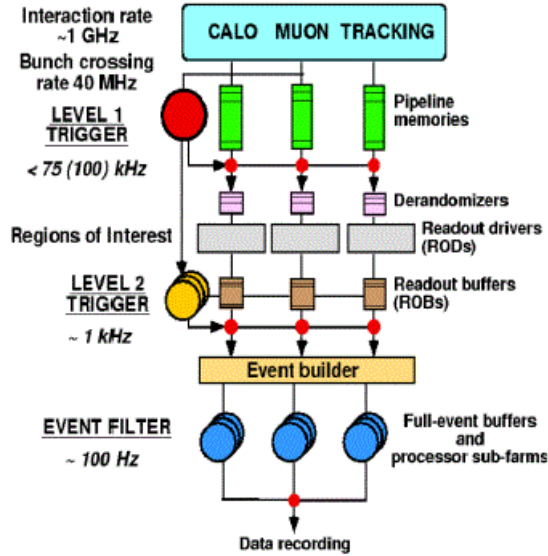


Figura 2.4: O sistema de filtragem do ATLAS (extraído de [1]).

A estrutura do TDAQ do ATLAS é mostrada na Figura 2.4 onde pode ser notado os três níveis de filtragem.

1. O nível 1 de filtragem (LVL1) é implementado em *hardware* e é baseado na informação vinda dos sistemas de calorimetria e das câmaras de múons. O LVL1 foi projetado para operar numa frequência de 40 MHz. Os sinais oriundos da eletrônica de leitura de cada sub-detector chegam no Processador Central de Filtragem (do inglês *Central Trigger Processor*, ou CTP) onde a decisão é feita baseado nos eventos interessantes para a física. O LVL1 espera selecionar eventos interessantes respeitando uma distribuição de Poisson com média em torno de 100 kHz.
2. O nível 2 de filtragem é implementado por *software* e é baseado em Regiões de Interesses (do inglês *Region of Interest*, ou RoI) definidas pelo LVL1. O nível 2 recebe a informação filtrada pelo LVL1 junto com as RoI gerada pelo CTP com uma latência de  $10 \mu s$ . Este nível reduz a taxa de eventos de 100 kHz para 1 kHz.
3. O terceiro nível de filtragem do ATLAS, chamado de Filtro de Eventos (do inglês *Event Filter*, ou EF), combina toda a informação selecionada pelo nível 2 e reduz a taxa de 1 kHz para 100 Hz. Assim como os outros níveis de filtragem, o EF armazena os dados selecionados permitindo posteriores análises executadas de forma *offline*.

A combinação dos sistemas de filtragem baseado em *software* (nível 2 e EF) é chamada de Trigger de Alto Nível (*High Level Trigger*, ou HLT).



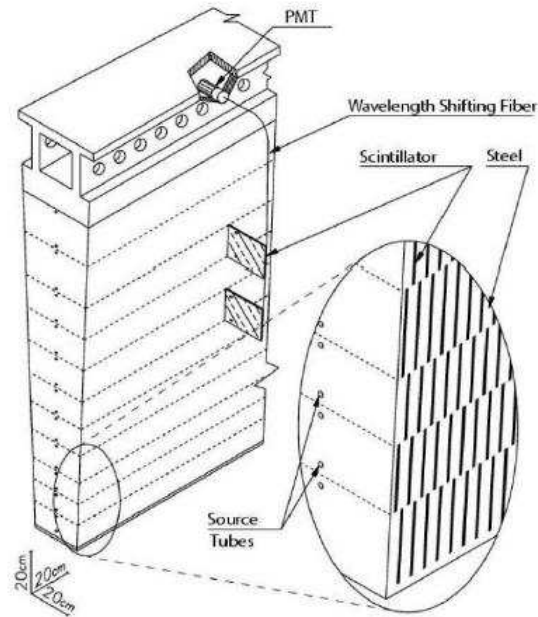


Figura 2.5: Visão tridimensional de um módulo do TileCal, mostrando as telhas dispostas perpendicularmente à direção do feixe (extraído de [2]).

Como pode ser observado na Figura 2.4, o TDAQ do ATLAS é dependente dos sistemas de leitura eletrônico de cada sub-detector. Assim, cada sub-detector é responsável pela integração de sua eletrônica com a infraestrutura comum do TDAQ.

## 2.4 O Calorímetro Hadrônico de Telhas (TileCal)

Como introduzido na Seção 2.3.2, o sistema de calorimetria do ATLAS é composto por dois tipos de calorímetros, Eletromagnético e Hadrônico. O calorímetro eletromagnético absorve energia das partículas que interagem de forma eletromagnética (elétrons e fótons) permitindo medidas de alta precisão, tanto em energia, quanto em posição. O calorímetro hadrônico absorve energia de partículas que interagem através da interação forte (principalmente hádrons neutros).

As partículas hadrônicas decaem quando interagem através da força forte [22]. Quando um hádron altamente energético penetra um bloco de matéria, ele, em algum ponto, interagirá com algum núcleo atômico. Neste processo, mésons são usualmente gerados (píons, káons, etc.). Outra fração da energia inicial da partícula é transferida para o núcleo com o qual o hádron interagiu. Este núcleo excitado liberará esta energia, emitindo um certo número de núcleons (prótons ou nêutrons) e num estado posterior, raios gamma ( $\gamma$ ) de baixa energia, perdendo sua energia cinética por ionização. As partículas produzidas nesta reação (mésons, núcleon e  $\gamma$ ), por sua vez, podem perder sua energia cinética por ionização ou induzir novas

reações, formando uma cascata ou chuva.

As cascatas derivadas de decaimentos de elétrons e fótons são menores, mais estreitas e penetram pouco na matéria, enquanto que as cascatas de hádrons tendem a penetrar mais nos detectores, produzindo chuvas mais longas e radialmente mais largas. Há, no entanto, a possibilidade de hádrons decaírem como elétrons e fótons, o que torna difícil, ou até mesmo impossível, sua detecção usando apenas calorímetros.

O principal objetivo do calorímetro hadrônico de telhas, TileCal, do ATLAS, é contribuir na reconstrução da energia dos jatos produzidos pelas interações próton-próton e auxiliar no cálculo do momento transversal faltante (*missing  $P_T$* ). Para isso, o TileCal deve ter uma boa resolução em energia em toda a sua dimensão radial, uma boa linearidade para energias variando de alguns GeV até a ordem de 10 TeV e uma excelente uniformidade, tanto na direção transversal quanto na longitudinal.

No TileCal o material absorvedor de energia é o aço, enquanto que cintiladores em forma de telhas (ver Figura 2.5) amostram a energia depositada. Uma peculiaridade deste calorímetro é que o barril e a tampa são feitos de diferentes tecnologias, ao contrário do calorímetro eletromagnético. O TileCal abrange as porções do barril ( $0 < |\eta| < 1,0$ ) e sua extensão ( $0,8 < |\eta| < 1,7$ ) da seção hadrônica dos calorímetros. A tampa desta seção é feita como no calorímetro eletromagnético, no formato de *acordeões*, usando Argônio líquido. No TileCal, o tamanho das células, em média, é bem maior que o valor equivalente no calorímetro eletromagnético. A granularidade é também mais uniforme que na seção eletromagnética dos calorímetros do ATLAS. Isto se deve ao fato de que os chuvas hadrônicas são mais largas e profundas, o que provoca maiores flutuações nas medidas de energia, não sendo necessário uma granularidade tão fina.

Uma novidade em calorimetria, proposta pelo TileCal, é a disposição dos cintiladores perpendicularmente ao feixe de colisão (ver Figura 2.5) intermediados por placas de aço com espessura de 4 a 5 mm, formando uma estrutura onde as telhas, com 3 mm de espessura, são inseridas de modo a produzir um arranjo quase periódico de ferro-cintilador. Este sistema tem uma estrutura cilíndrica com raios interno e externo de 2,28 e 4,23 metros, respectivamente. O TileCal é dividido em três partes: um barril central de 5,64 metros de comprimento e dois barris estendidos (barris A e C) de 2,91 metros dispostos externamente, como mostrado na Figura 2.6. Esta separação é necessária para que haja um espaço por onde o calorímetro eletromagnético comunica com sua eletrônica e serviços.

A luz gerada nos cintiladores é coletada por fibras ópticas em suas duas extremidades, permitindo assim uma redundância na coleta dos dados. Estas fibras são estrategicamente agrupadas e acopladas às fotomultiplicadoras (PMT) [25], de modo a formarem células de leitura, para se obter uma segmentação radial tridimensional. A Tabela 2.1 mostra o número de PMTs por barril.

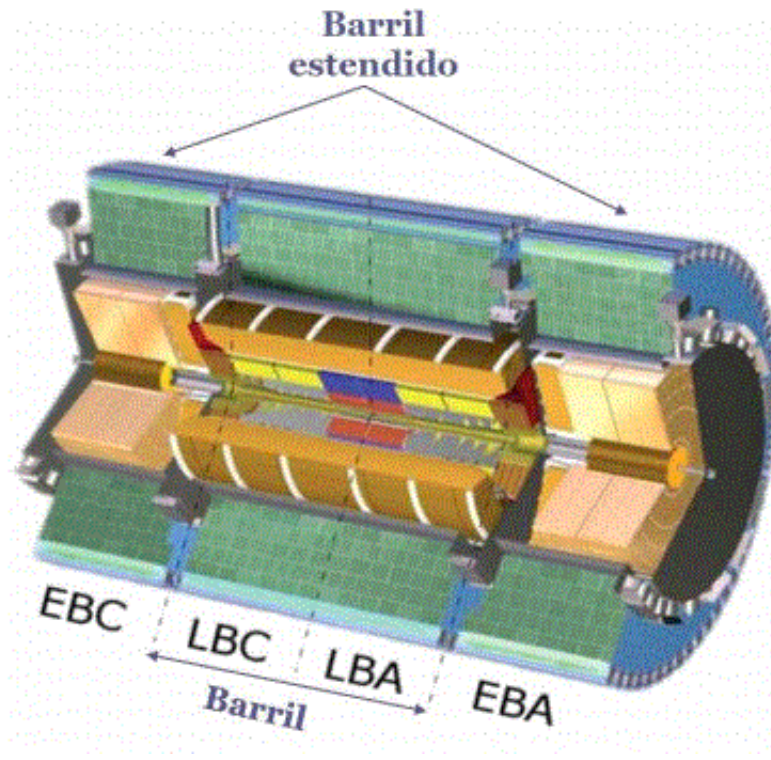


Figura 2.6: Divisão do TileCal em barril central e barril estendido (extraído de [3]).

Tabela 2.1: Número de PMTs por barril no TileCal.

Tipo barril	Número de PMTs/módulo	Número de PMTs/barril
Barril central	90	5.850
Barril estendido A	32	2.080
Barril estendido C	32	2.080
Total TileCal		10.010

Vale ressaltar que no TileCal cada PMT corresponde a um canal de leitura e a combinação dos dois canais referentes às fibras do mesmo cintilador corresponde à uma célula de leitura.

O TileCal é segmentado radialmente em três camadas, com respectivamente 1,4, 3,9 e 1,8 comprimentos de interação. A Figura 2.7 mostra uma seção transversal do barril e de uma das extensões do TileCal. Nesta figura, pode-se observar que a granularidade, no sentido de  $\eta$  (pseudo-rapidez [16]), é mantida constante em 0,1.

Para facilitar a construção, cada barril do calorímetro é composto de 64 módulos, com cada módulo cobrindo um ângulo de  $5,6^\circ$  no eixo azimutal. A eletrônica de leitura<sup>1</sup> encontra-se instalada na base de cada módulo nas chamadas gavetas da

<sup>1</sup>Neste trabalho, entende-se como eletrônica de leitura, todos componentes eletrônicos que fazem parte da aquisição e condicionamento dos sinais ótico e elétrico resultantes das colisões.

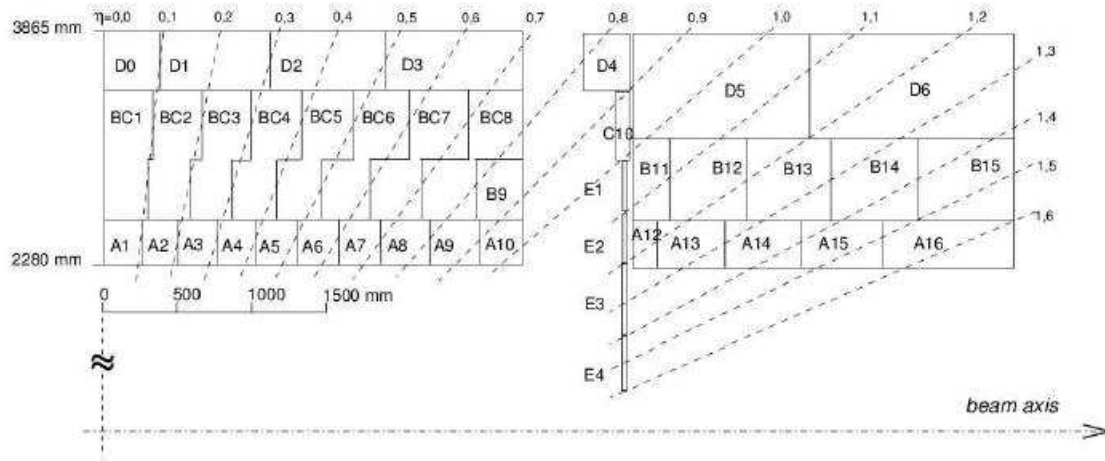


Figura 2.7: Segmentação do TileCal (extraído de [2]).

eletrônica. Esta eletrônica inclui circuitos de leitura e digitalizadores de sinais, que são projetados de acordo com as características de alta velocidade e baixo ruído das fotomultiplicadoras.

### 2.4.1 A cadeia eletrônica do TileCal

A Figura 2.8 ilustra a cadeia eletrônica presente no TileCal, desde a deposição da energia da partícula no calorímetro até a estimação da amplitude do pulso, passando pelo condicionamento do sinal de tal forma que a amplitude seja proporcional à energia da partícula.

Como descrito na Seção 2.4, o TileCal absorve a energia das partículas e esta é amostrada por telhas cintilantes alocadas entre o material pesado (ver Figura 2.5). A luz transmitida por fibras ópticas é recebida pelo bloco de PMT onde é convertida em sinal analógico e processada por uma placa chamada 3-in-1 [26] (nome dado pelo fato de ter três funcionalidades: *shaper*, integrador e amplificador).

Os blocos de PMT estão localizados em buracos dentro da estrutura rígida de alumínio das gavetas que estão inseridas em um metal cilíndrico que fornece uma proteção magnética de até 200 G em qualquer direção. O número total de canais de leitura (PMTs) é de cerca de 10.000, como mostrado na Tabela 2.1. Um misturador de luz (do inglês *light mixer*) está localizado entre a fibra de saída do calorímetro e a PMT e tem a função de misturar a luz proveniente das fibras a fim de decorrelacionar a posição da fibra e a área da PMT a qual recebe a luz. A PMT empregada é a Hamamatsu R5900, a qual é muito compacta ( $28 \times 28 \times 28 \text{mm}^3$ ) e incorpora de 8 a 10 estágios de amplificação, além de fornecer uma rápida resposta às excitações (1,4 ns de tempo de subida). A tensão de operação das PMTs é de aproximadamente 800 V, a qual está abaixo do limite recomendado pelo ATLAS (1000 V) e sua sensibilidade de campo magnético e não-linearidades (1%) são muito baixas.

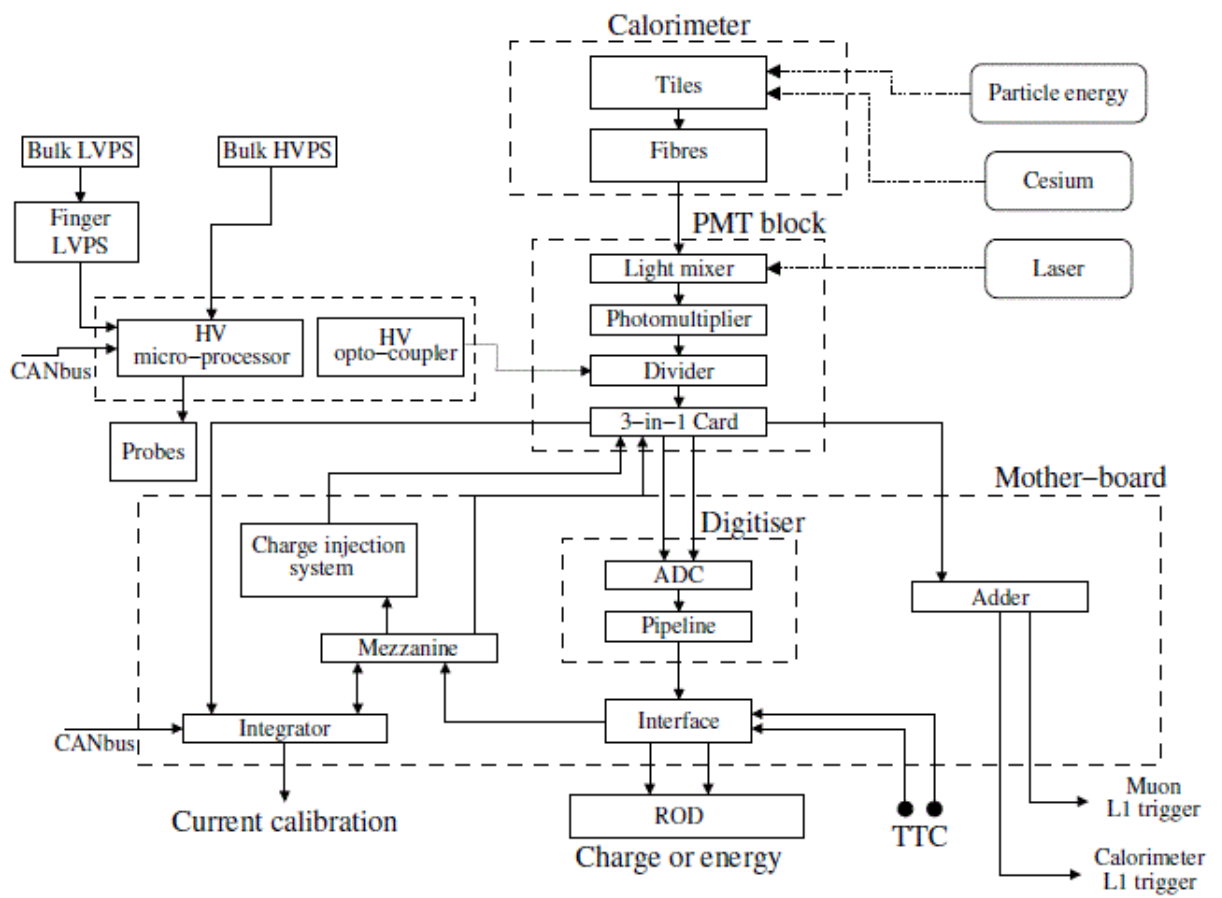


Figura 2.8: Diagrama de blocos da cadeia eletrônica TileCal (extraído de [1]).

O bloco 3-in-1 é uma placa eletrônica de tamanho 7 x 4,7 cm e implementa a maioria das funções analógicas da eletrônica de leitura. Os pulsos oriundos das PMTs são condicionados por um circuito de *shaper* [26] para possuírem uma forma padrão (pulso de referência do TileCal) de modo que a carga total (energia) gerada pelas PMTs seja proporcional à amplitude do pulso. Os pulsos são amplificados por dois amplificadores operacionais com razão de ganho de 64. As duas saídas dos amplificadores são chamados de *low gain* e *high gain* e possuem largura fixa de aproximadamente 50 ns. Além disso, os sinais de *low gain* são enviados para as placas somadoras (*adder*) as quais somam os sinais de acordo com a segmentação do nível 1 de filtragem do ATLAS, o qual recebe os mesmos.

Cada digitalizador (do inglês *digitizer*) lê a informação de até 6 blocos de PMT. Este bloco recebe os sinais de *low gain* e *high gain* provenientes das placas 3-in-1, os quais são digitalizados por um ADC. Cada pulso é amostrado por um ADC na taxa de 40 MHz resultando em 7 vezes amostras discretas separada 25 ns uma da outra, compondo uma janela de leitura de 150 ns. O pulso da saída de *high gain* é utilizado a menos que alguma de suas amostras tenha saturado o ADC. No caso de saturação, a leitura do pulso da saída de *low gain* é utilizada. O comprimento do circuito de *pipeline* é de 256 amostras, o que produz uma latência de 6,4  $\mu$ s, o qual é consideravelmente longo quando comparado aos 2,5  $\mu$ s requerido pelo ATLAS. O período de latência é necessário para o LVL1 receber a informação compactada dos calorímetros e tomar uma decisão. Se o evento é aceito pelo primeiro nível de filtragem do ATLAS, as amostras são enviadas para os *Read-Out Drivers* (RODs) onde são processadas para reconstrução do evento, e armazenadas.

## 2.4.2 O *Read-Out Driver*

O *Read-Out Driver*, ou ROD, é o primeiro componente de processamento fora da eletrônica de leitura do TileCal. É composto de um módulo com barramento VME que recebe a informação enviada pelos módulos do TileCal via fibras ópticas. Este dispositivo é equipado com duas unidades de processamento (PU) que computam a energia e tempo de cada canal de leitura a partir das amostras digitalizadas. No TileCal, cada PU é equipada com dois dispositivos DSP (do inglês *Digital Signal Processor*) TMS320C6414 da Texas Instruments [27] para reconstrução *online* da energia dos sinais adquiridos. Cada DSP estima a energia de dois módulos do TileCal, ou seja, cada PU se ocupa de 4 módulos. Como o TileCal possui duas PUs por ROD, são necessárias 32 RODs para cobrir todo o calorímetro. A fotografia de uma PU é mostrada na Figura 2.9.

Os RODs lêem os sinais luminosos provenientes das fibras ópticas da eletrônica de leitura do TileCal. Tais fibras transmitem toda a informação de um evento se-

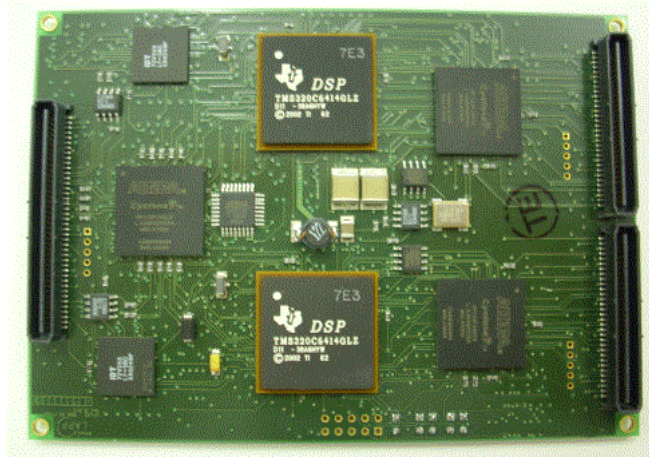


Figura 2.9: Unidade de processamento com dois DSPs (extraído de [1]).

lecionado pelo nível 1 de filtragem do ATLAS. A placa mãe da ROD é projetada para alojar placas equipadas com processadores digitais de sinais de última geração. Estes processadores podem ser programados para implementar os algoritmos de reconstrução de energia. Uma vez que a energia da partícula é estimada, esta informação é enviada para o segundo nível de filtragem do ATLAS. Vale ressaltar que para uma boa eficiência do segundo nível de filtragem, é necessária uma boa reconstrução da energia. Além disso, a taxa máxima de eventos permitida pelo LVL1 (100 kHz) impõe limitações à complexidade do algoritmo de reconstrução da energia e, conseqüentemente, este deve atender requisitos mínimos de simplicidade e acuidade.

Os parâmetros energia, tempo e fator de qualidade são calculados para cada canal do calorímetro através de um DSP com aritmética de ponto fixo. Outros algoritmos também são previstos para serem implementados nos DSPs, tais como energia transversa total, armazenamento de amostras e diversas tarefas com histogramas. O algoritmo para estimação de energia, chamado de Filtro Ótimo [28], reconstrói a energia e tempo a partir das amostras recebidas de cada canal de leitura.

O tempo de processamento para cada módulo não pode exceder  $10 \mu s$ , caso contrário, a taxa de aquisição do LVL1 é limitada. Sendo assim, o desempenho do algoritmo de reconstrução é um fator de grande importância. Além disso, para garantir que a reconstrução do sinal se realize de forma apropriada, a amostra de maior valor do pulso deve ser conhecida com boa precisão. Além disso, este deve se localizar perto da amostra central (quarta amostra) para que a reconstrução tenha boa eficiência. Um sistema de calibração por *laser* calcula a fase característica para cada canal e esta é corrigida na etapa de reconstrução do sinal. A Figura 2.10 ilustra o pulso característico de um canal do TileCal com seus parâmetros de amplitude, largura, pedestal e fase.

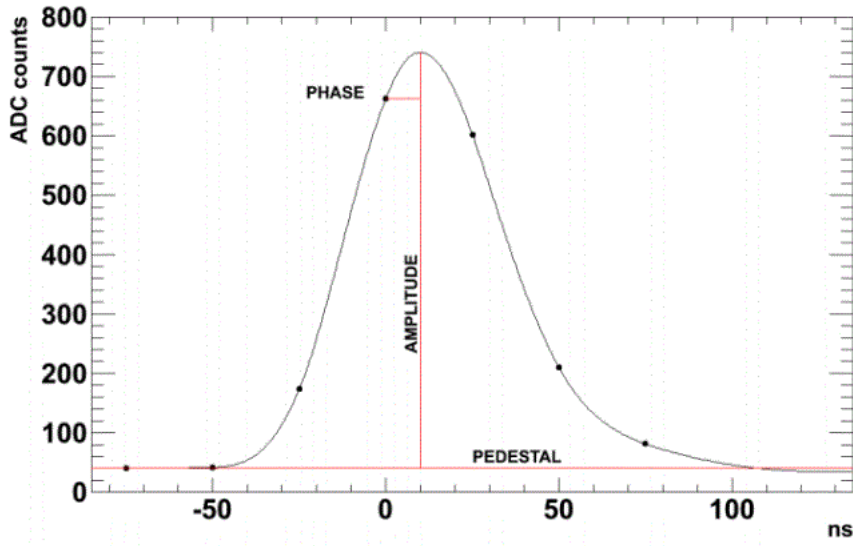


Figura 2.10: Pulso característico do TileCal com seus respectivos parâmetros [1].

### 2.4.3 Sistemas Para Auto Verificação e Calibração

O TileCal é equipado com três ferramentas de calibração/verificação de todo seu sistema, desde a incidência da luz nas PMTs até a resposta elétrica enviada para o sistema de aquisição de dados (DAQ) do TileCal.

1. **Injeção de Carga:** O sistema de Injeção de Carga (do inglês *Charge Injection System*, ou CIS) gera pulsos com amplitude calibrada através de chaveamento de capacitores. A finalidade deste teste é simular o sinal elétrico de saída da PMT de cada canal. Ou seja, esta ferramenta testa toda a cadeia de propagação do sinal elétrico, desde os pré-amplificadores até os digitalizadores.
2. **Calibração por *Laser*:** O sistema de *laser*, fornece pulsos de luz que são enviados para todas as PMTs, simultaneamente, através de um sistema de distribuição por fibras ópticas. O objetivo deste teste é controlar a estabilidade do ganho das PMTs, além de calibrar a deslocação temporal do sinal elétrico, visto que todas as PMTs são iluminadas ao mesmo tempo.
3. **Calibração por Fontes de Cesium:** O sistema de calibração por fontes de Cesium utiliza um sistema hidráulico para mover uma fonte de  $^{137}\text{Cs}$  por todas as PMTs do TileCal. O objetivo desta ferramenta é ajustar o ganho individual de cada PMT a fim de compensar as não-uniformidades na parte óptica da cadeia de detecção.

Os sistemas de calibração do TileCal e suas atuações na cadeia de leitura podem ser vistos na Figura 2.8. Aproximadamente 32% dos módulos do TileCal foram



reparados e 5% das fontes que fornecem a baixa tensão para a eletrônica de leitura, foram trocadas durante o período de comissionamento [29].

# Capítulo 3

## Detecção e Estimação de Sinais

Neste capítulo, as idéias básicas de detecção e estimação de sinais serão desenvolvidas e uma revisão das principais técnicas utilizadas em calorimetria será realizada. Na primeira seção, diversos termos empregados no domínio de detecção e estimação de sinais serão apresentados. Em seguida, trabalhos recentes em diferentes áreas serão destacados onde os autores abordam o problema de detecção e estimação de sinais em cenários de baixa relação sinal-ruído. Por fim, será descrito o algoritmo atual implementado nos RODs do TileCal para a estimação de energia.

### 3.1 Nomenclatura utilizada neste capítulo

Esta seção tem o objetivo de introduzir os símbolos utilizados neste capítulo. Para representar vetores, letras minúsculas e em negrito foram utilizadas. Já para matrizes, letras maiúsculas e em negrito forma utilizadas. Para indicar algum elemento de um vetor ou uma matriz, colchetes foram utilizados. O acento circunflexo foi utilizado para expressar uma estimativa de um parâmetro, por exemplo,  $\hat{a}$ . Subscritos foram empregados para facilitar o entendimento da natureza da variável. Para representar a média aritmética de uma variável aleatória, foi utilizado a barra horizontal sobre a variável ou o símbolo  $\mu$ . Já para o valor esperado de uma variável aleatória, o operador  $E$  foi utilizado.

### 3.2 Detecção e estimação da amplitude de um sinal imerso em ruído

A detecção de sinais é necessária em diversas aplicações práticas, desde telecomunicações a radar, em que a tarefa é identificar corretamente um estímulo gerado por uma fonte de interesse. Em muitos casos práticos, este estímulo, chamado de sinal, é corrompido por um ruído de fundo aditivo, o que dificulta a detecção do

mesmo em cenários de baixa relação sinal-ruído (SNR).

Em um sistema de detecção composto de duas classes onde existem duas hipóteses possíveis, resultam em quatro respostas do detector, dependendo da decisão tomada conforme Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Os quatro tipos de resposta de um detector.

	Resposta SIM	Resposta NÃO
Sinal	alvo detectado	alvo perdido
Ruído	falso alarme	rejeição correta

Dado um sinal discreto  $s[k]$ , onde  $k$  representa o instante de tempo, transmitido por um meio qualquer que introduza ruído aditivo  $n[k]$  fazendo com que o sinal recebido seja dado por  $r[k] = s[k] + n[k]$ , deseja-se determinar, com máxima eficiência, a presença do sinal  $s[k]$  no sinal recebido  $r[k]$ . Para tal, um processamento deve ser realizado sobre o sinal recebido de modo a otimizar a decisão entre duas hipóteses possíveis [30, 31]:

- Hipótese  $H_0$ : O sinal recebido contém somente ruído.
- Hipótese  $H_1$ : O sinal recebido contém sinal mais ruído.

Desta forma, pode-se equacionar o problema de detecção em função do sinal recebido através da Equação (3.1).

$$\begin{aligned} H_0 : r[k] &= n[k] & k &= 1, 2, \dots, N \\ H_1 : r[k] &= s[k] + n[k] & k &= 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3.1)$$

Representando a sequência  $r[k]$  como um vetor  $\mathbf{r}$  e sendo  $\mathbf{R}$  o conjunto de todos os sinais recebidos, pode-se demonstrar que a relação que maximiza a eficiência de detecção é dada pela razão de máxima verossimilhança [30], conforme é mostrado na Equação (3.2).

$$L(r) = \frac{f_{\mathbf{R}|H_1}(\mathbf{r}|H_1)}{f_{\mathbf{R}|H_0}(\mathbf{r}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma \quad (3.2)$$

Os termos  $f_{\mathbf{R}|H_0}$  e  $f_{\mathbf{R}|H_1}$  são as funções de densidade de probabilidade do sinal recebido  $r$ , dado que  $H_0$  (ruído) e  $H_1$  (sinal mais ruído) ocorreram, respectivamente, e  $\gamma$  é o patamar de decisão escolhido. Como na maioria dos problemas reais de detecção as funções de densidade de probabilidade não são conhecidas *a priori*, o projeto dos algoritmos de detecção consiste basicamente na estimação de  $f_{\mathbf{R}|H_0}$  e  $f_{\mathbf{R}|H_1}$  a partir de um conjunto de dados onde se conhece, previamente, a qual hipótese cada evento pertence. Para o caso do sinal de interesse possuir um parâmetro, o

qual varia aleatoriamente, as hipóteses  $H_1$  e  $H_0$  para o sinal recebido  $r[k]$  podem ser representadas conforme a Equação (3.3).

$$\begin{aligned} H_0 : r[k] &= n[k] & k &= 1, 2, \dots, N \\ H_1 : r[k] &= As[k] + n[k] & k &= 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3.3)$$

O parâmetro  $A$  é o valor a ser estimado. Se este parâmetro for descrito por uma variável aleatória com função de densidade de probabilidade conhecida, o estimador de *maximum a posteriori* (MAP) pode ser utilizado [30]. Caso o mesmo parâmetro não seja uma variável aleatória, o estimador de máxima verossimilhança (ML) [30] pode ser empregado.

### 3.2.1 Estimador ML

Se o ruído  $n[k]$  é gaussiano de média nula, com variância  $\sigma_n^2$ , e suas amostras temporais são descorrelacionadas, a função densidade de probabilidade  $p_{R|A}(\mathbf{r}|A)$  é dada pela expressão representada pela Equação (3.4).

$$p_{r|a}(\mathbf{r}|A) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp\left(-\frac{(y - A\mathbf{s})^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (3.4)$$

Os parâmetros  $\mathbf{r}$  e  $s$  correspondem, respectivamente, aos vetores sinal de entrada e sinal determinístico de interesse. O elemento  $y$  corresponde à saída do filtro correlador, o qual correlaciona o sinal de entrada  $\mathbf{r}$  com uma réplica do sinal de interesse  $\mathbf{s}$ , como mostrado na Equação (3.5). Este filtro é também chamado de Filtro Casado e será melhor detalhado na Seção 4.2.

$$y = \sum_{i=1}^N r[i]s[i] \quad (3.5)$$

A estimativa da amplitude do sinal é o valor de  $A$  que torna a Equação (3.4) máxima. Com o intuito de facilitar as operações matemáticas, o logaritmo da Equação (3.4) é utilizado, como mostra a Equação (3.6).

$$l(A) = -\frac{1}{2} \frac{(y - A\sqrt{E})^2}{N_0/2} \quad (3.6)$$

O fator  $N_0/2$  corresponde à variância do ruído em questão, neste caso, gaussiano e com amostras temporais descorrelacionadas. O parâmetro  $E$  corresponde à energia do sinal determinístico  $\mathbf{s}$ . A fim de se obter o máximo da função  $l(A)$ , a derivada da Equação (3.6) é igualada a zero, resultando assim na estimativa da amplitude  $\hat{a}_{ml}$  conforme a Equação (3.7).

$$\hat{a}_{ml}(R) = \frac{y}{\sqrt{E}} \quad (3.7)$$

O diagrama de blocos deste estimador, é mostrado na Figura 3.1.

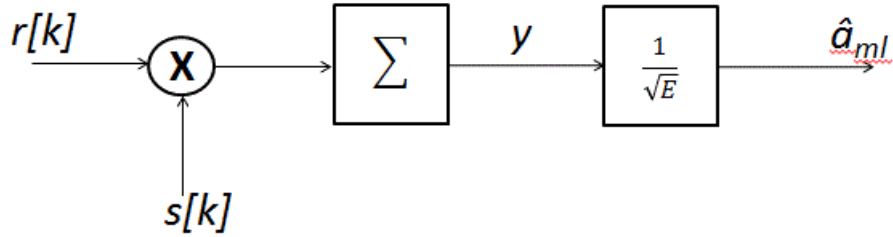


Figura 3.1: Estimador linear ML.

### 3.3 Revisão bibliográfica

#### 3.3.1 Detecção e estimação de sinais em física experimental de alta energia

Nos experimentos de física de alta energia, vários métodos são empregados para detecção e estimação de parâmetros em tempo real. No próprio experimento LHC, seus diferentes detectores utilizam diferentes abordagens para tratar a detecção do sinal de interesse e estimar sua amplitude.

##### 3.3.1.1 Estimação da amplitude no calorímetro eletromagnético do ATLAS

O calorímetro eletromagnético do ATLAS, por exemplo, utiliza uma técnica de filtragem baseada na soma ponderada do sinal de entrada com os coeficientes do filtro para obter a amplitude e fase do mesmo [32]. A forma do sinal de interesse é extraída pela operação de convolução entre a forma do pulso da camera de líquido ionizante com a resposta ao impulso do circuito na cadeia eletrônica, chamada de *pre-filter*. A Figura 3.2 ilustra um sinal típico deste sistema de calorimetria com pedestal nulo.

A operação de filtragem é dada pelo produto interno entre o sinal de entrada  $s$  e os coeficientes  $w_i$  do filtro, como mostrado na Equação (3.8).

$$\hat{a} = \sum_{i=1}^N w[i]s[i] \quad (3.8)$$

As amostras  $s[i]$  do sinal de entrada podem ser expressas pela Equação (3.9), onde  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $A$  representa a amplitude do sinal,  $g[i]$  o pulso de referência,

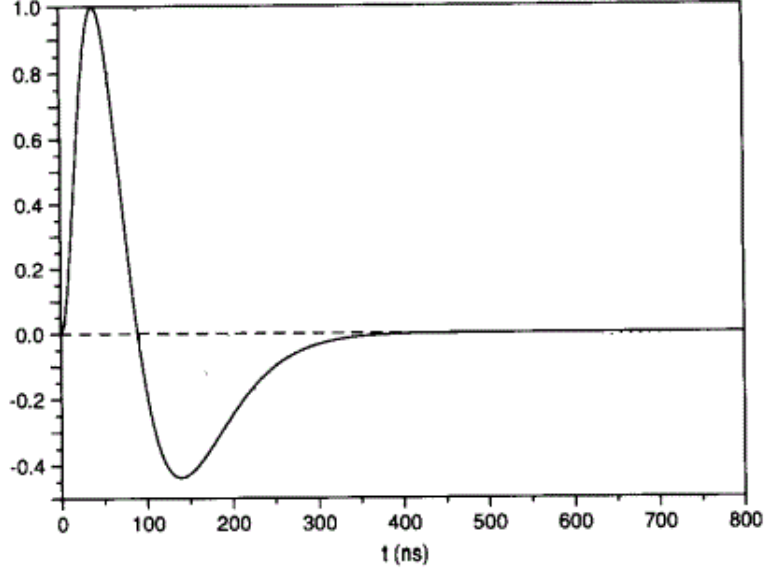


Figura 3.2: Pulso característico de um sistema de calorimetria por líquido ionizante.

$g'[i]$  a derivada do pulso de referência e  $n[i]$  o componente do ruído.

$$s[i] = Ag[i] - Ag'[i] + n[i] \quad (3.9)$$

Substituindo a Equação (3.9) na Equação (3.8), a estimativa da amplitude do sinal de entrada pode ser calculada pela Equação (3.10).

$$\hat{a} = \sum_{i=1}^N (Aw[i]g[i] - Aw[i]g'[i] + \langle n[i] \rangle) \quad (3.10)$$

Se a média do ruído for zero, duas restrições mostradas pelas equações (3.11) e (3.12) podem ser empregadas.

$$\sum_{i=1}^N w[i]g[i] = 1 \quad (3.11)$$

$$\sum_{i=1}^N w[i]g'[i] = 0 \quad (3.12)$$

Vale ressaltar que a variância da estimativa  $\hat{a}$  é dada pela Equação (3.13).

$$Var(\hat{a}) = \sum_{i,j=1}^N w[i]w[j]R[i,j] \quad (3.13)$$

O elemento  $R$  corresponde à matriz de autocorrelação do ruído  $n$ .

A técnica se resume em minimizar a variância de  $\hat{a}$  satisfazendo as restrições impostas pelas equações (3.11) e (3.12) utilizando multiplicadores de Lagrange. A

função a ser minimizada é representada pela Equação (3.14).

$$I_a = \sum_{i,j=1}^N w[i]w[j]R[i,j] - \lambda(\sum_{i=1}^N w[i]w[i] - 1) - k \sum_{i=1}^N w[i]w'[i] \quad (3.14)$$

Os parâmetros  $\lambda$  e  $k$  são chamados de multiplicadores de Lagrange. Seguindo a maneira tradicional de minimização de funções, a Equação (3.14) é derivada em função de  $w[i]$  e igualada a zero. Este passo é mostrado na Equação (3.15).

$$\frac{\partial I_a}{\partial w[i]} = \sum_{j=1}^N R[i,j]w[j] - \lambda g[i] - kg'[i] = 0 \quad (3.15)$$

Representando a Equação (3.15) em forma de matriz, os valores de  $w$  podem ser facilmente encontrados, já que esta contém  $N$  equações para  $w[N]$  além das duas equações de restrições. Com isso, o sistema de  $N + 2$  equações com  $N + 2$  incógnitas pode ser resolvido.

### 3.3.1.2 Estimação da amplitude no calorímetro eletromagnético do CMS

Os sinais provenientes do calorímetro hadronico do CMS (ECAL) são detectados e amplificados por fotodiodos avalanche (APD) na parte central e por fototriodos de vácuo (VPT) nas tampas do detector [33]. O sinal elétrico de saída dos fotodetectores é amplificado e condicionado por um pre amplificador de multi-ganho antes de ser digitalizado por ADCs na taxa de 40 MHz [34]. Para este experimento, 10 amostras do sinal são utilizadas e a amplitude é reconstruída utilizando essa informação.

O processo completo de amplificação do sinal seguido da digitalização do sinal e a reconstrução da amplitude, não pode degradar a resolução de energia do calorímetro além da inevitável introdução do ruído.

O método utilizado para reconstruir a amplitude a partir das amostras digitalizadas, é baseado na técnica de filtragem digital. A estimativa da amplitude,  $\hat{a}$ , é computada a partir de uma combinação linear das amostras temporais discretas, como representado pela Equação (3.16).

$$\hat{a} = \sum_{i=1}^N w_i s_i \quad (3.16)$$

Assim como apresentado na seção anterior, os parâmetros  $w$ ,  $s$  e  $N$  correspondem aos coeficientes do filtro digital, o sinal de entrada e o número de amostras temporais digitalizadas utilizadas, respectivamente. Os pesos  $w$  são obtidos através da minimização da variância de  $\hat{a}$  [35]. Além disso, a amplitude estimada deve ser igual à amplitude original do sinal  $A$ ,  $E[\hat{a}] = A$ , e não somente proporcional à

mesma. Sendo assim, a Equação (3.17) deve ser satisfeita.

$$\sum_{i=1}^N w_i g_i = 1 \quad (3.17)$$

O elemento  $g$  corresponde à função do pulso característico do sinal de interesse normalizada para ter amplitude de uma unidade, igualmente apresentada na seção anterior. Este pulso pode ser observado na Figura 3.3 assim como seus parâmetros de  $A$ , linha de base (pedestal)  $P$  e tempo  $T_{max}$  do pico do pulso.

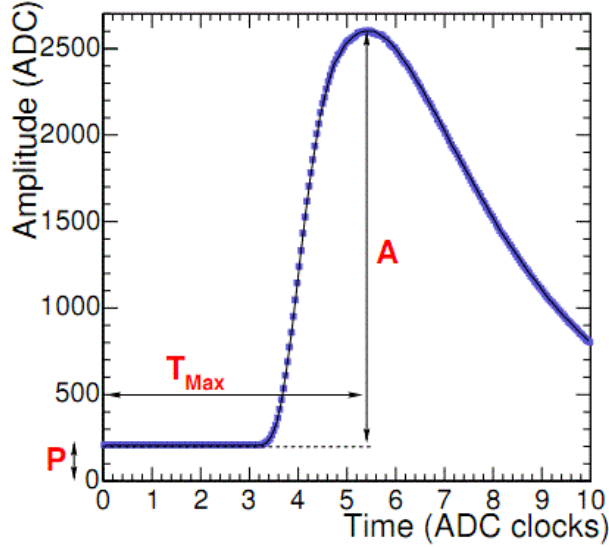


Figura 3.3: Pulso característico do sistema de calorimetria hadrônica do detector CMS.

Durante a aquisição de dados, pelo menos três amostras antes do início da subida do sinal são adquiridas, desta forma a linha de base do sinal de entrada pode ser estimada.

Os coeficientes  $w$  são extraídos pelo método de minimização de  $\chi^2$ , a qual é dada pela Equação (3.18).

$$\chi^2 = \sum_{i,j=1}^N (s_i - g_i) C_{i,j}^{-1} (s_j - g_j) \quad (3.18)$$

A Equação (3.18) é o logaritmo (log-likelihood) da distribuição  $\chi^2$  que surge da modelagem do erro quadrático, quando os sinais envolvidos são Gausseanos. O parâmetro  $s_i$  se refere à amplitude da amostra  $i$  digitalizada no tempo  $t_i$ . O pulso do sinal de interesse é representado pelo parâmetro  $g_i(A, P, T_{max})$ , em que  $A$ ,  $P$  e  $T_{max}$  representam a amplitude, pedestal e tempo do pico do pulso, respectivamente. Finalmente, o parâmetro  $C$  se refere à matriz de covariância do ruído eletrônico presente no experimento, a qual representa a correlação entre as amostras temporais do ruído.



Se não existe correlação entre as amostras temporais ( $C = \mathbf{I}\sigma^2$ , onde  $\sigma^2$  representa a variância da amostra de ruído), o pedestal e o tempo do pico do pulso são conhecidos, os coeficientes ótimos são dados pela Equação (3.19). Estes pesos representam a melhor estimativa da amplitude  $A$  do sinal de entrada.

$$\frac{g_i}{\sum_{j=1}^N g_j^2} \quad (3.19)$$

A descrição da reconstrução da amplitude do pulso no calorímetro eletromagnético do CMS é detalhada em [36].

### 3.4 Algoritmo *online* de reconstrução de energia do TileCal

Como o TileCal é o escopo dessa dissertação, seu método de estimativa da amplitude dos sinais em tempo real será descrito em detalhes.

O algoritmo atual de reconstrução da amplitude do sinal lido pelos canais do TileCal é chamado pela colaboração de Filtro Ótimo (OF) [37]. O OF é um algoritmo que reconstrói a amplitude de um sinal analógico a partir de suas amostras digitalizadas. No TileCal, a amplitude do sinal é proporcional à energia depositada pela partícula nos canais de leitura. Desta forma, o OF pode ser usado como um algoritmo de reconstrução de energia. O método é baseado na combinação linear das 7 amostras digitais enviadas pela eletrônica de leitura. Os coeficientes são calculados a fim de minimizar a contribuição do ruído na resolução da energia. O OF foi desenvolvido para ser implementado nos DSPs alocados nas PUs das placas ROD, as quais fazem parte da eletrônica do TDAQ do ATLAS.

Definindo  $g(t)$  como a função da forma do pulso característico do TileCal com amplitude normalizada, o sinal analógico  $r(t)$  do TileCal pode ser representado pela Equação (3.20):

$$r(t) = Ag(t), \quad (3.20)$$

onde  $A$  representa a amplitude real do pulso. O conjunto de amostras retiradas de  $r(t)$  em intervalos regulares  $t[i]$  (a cada 25 ns, no caso do TileCal) são expressas pela Equação (3.21), em que o ruído não está modelado.

$$s_{puro}[i] = Ag(t[i]) = Ag[i] \quad (3.21)$$

Se o ruído eletrônico Gaussiano de média zero característico de cada canal do TileCal é introduzido, as amostras da Equação (3.21) podem ser representadas pela

Equação (3.22).

$$s[i] = Ag[i] + n[i] + ped, \quad (3.22)$$

onde  $n[i]$  representa o termo referente ao ruído e  $ped$ , a linha de base fixa característica para cada canal do TileCal. O objetivo do algoritmo é estimar o valor de  $A$  dado  $S[i]$ .

Como o método OF faz uso de uma soma ponderada para estimar o valor de  $A$ , este valor, representado por  $\hat{a}$ , pode ser definido pela Equação (3.23):

$$\hat{a} = \sum_{i=1}^N w[i]s[i] \quad (3.23)$$

O termo  $N$  representa o número de amostras do sinal de entrada ( $n = 7$ , para o TileCal). Já os elementos  $w[i]$ , são chamados de pesos do OF e representam os parâmetros livres a serem encontrados.

### 3.4.0.3 Cálculo dos pesos do OF

Se o termo  $s[i]$  for substituído na Equação (3.23) pela expressão da Equação (3.22), a estimativa da amplitude  $\hat{a}$  pode ser representada pela Equação (3.24):

$$\hat{a} = \sum_{i=1}^N (w[i]Ag[i] + w[i]n[i] + w[i]ped) \quad (3.24)$$

Para um determinado sinal, todos os parâmetros da Equação (3.24) são determinísticos exceto o componente  $n[i]$ , que é aleatório. Assim, podemos inferir que a variância de  $\hat{a}$  é igual à variância de  $n[i]$  como mostrado na Equação (3.25).

$$Var(\hat{a}) = Var(\sum_{i=1}^N w[i]s[i]) = Var(\sum_{i=1}^N w[i]n[i]) \quad (3.25)$$

Supondo a distribuição de  $n[i]$  uma Gausseana e seu valor esperado  $E\{n[i]\}$  igual a zero (no caso deste valor não ser zero, o mesmo pode ser absorvido pela linha de base  $ped$ ), a Equação (3.24) pode ser reescrita para a estimativa da amplitude, como mostrado na Equação (3.26):

$$\hat{a} = A \sum_{i=1}^N w[i]g[i] + ped \sum_{i=1}^N w[i] + \sum_{i=1}^N w[i]n[i] \quad (3.26)$$

A partir dessas suposições, duas restrições são inseridas ao cálculo dos pesos do filtro OF a fim de aproximar o valor de  $\hat{a}$  ao de  $A$ . A primeira restrição impões que o produto entre os pesos do filtro OF e o sinal de referência ser igual à unidade, pois este produto acompanha a variável  $A$  na Equação 3.26, ou seja:

$$A \sum_{i=1}^N w[i]g[i] = A \quad (3.27)$$

Já a segunda restrição, impõe que a soma dos pesos do filtro OF seja igual a zero, anulando assim a contribuição independente de  $A$  na Equação 3.26.

$$ped \sum_{i=1}^N w[i] = 0 \quad (3.28)$$

Tais restrições são apresentadas pelas equações (3.29) e (3.30). Desta forma, o método é imune à variação da linha de base, importante característica já que esta medida é vulnerável à mudança de cenário no LHC como, por exemplo, o aumento da luminosidade e, conseqüentemente, a presença de empilhamento de sinais.

$$\sum_{i=1}^N w[i]g[i] = 1 \quad (3.29)$$

$$\sum_{i=1}^N w[i] = 0 \quad (3.30)$$

Desta forma, o objetivo é encontrar os valores para os coeficientes  $w$  que minimizem a variância da estimativa  $\hat{a}$ , contanto que as restrições assumidas pelas equações (3.29) e (3.30) sejam atendidas. Para solução, o método dos multiplicadores de Lagrange foi utilizado, como mostra a Equação (3.31):

$$I_a = \sum_{i,j=1}^N w[i]w[j]E\{n[i]n[j]\} - \lambda(\sum_{i=1}^N w[i]g[i]) - k \sum_{i=1}^N w[i] \quad (3.31)$$

Os elementos  $\lambda$  e  $k$  correspondem aos multiplicadores de Lagrange. A etapa seguinte é encontrar o mínimo da Equação (3.31), derivando-a em função de  $w[i]$  e igualando-a a zero, como mostra a Equação (3.32).

$$\frac{\partial I_a}{\partial w_i} = 2 \sum_{j=1}^N w[j]E\{n[i]n[j]\} - \lambda g[i] - k = 0 \quad (3.32)$$

A Equação (3.32) define  $N$  equações, sendo  $N$  o número de amostras consideradas no problema. Juntas com as equações (3.29) e (3.30) somam  $N + 2$  duas equações com  $N + 2$  variáveis.

O termo  $E\{n[i]n[j]\}$  pode ser substituído por  $R[i, j]$ , o qual representa os elementos da matriz de covariância do ruído normalizados pelo produto das variâncias das amostras, segundo a Equação (3.33):

$$R[i, j] = \frac{E\{(n[i] - E\{n[i]\})(n[j] - E\{n[j]\})\}}{\sqrt{Var(n[i])Var(n[j])}} \quad (3.33)$$

Os termos  $n[i]$  e  $n[j]$  são amostras da mesma função densidade de probabilidade. Desta forma, podemos afirmar que  $Var(n[i])$  e  $Var(n[j])$  são iguais e  $E\{n[i]\}$  e  $E\{n[j]\}$  são termos nulos.

Resumindo, as  $N + 2$  equações em função de  $w[i]$  são representadas em (3.34):

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^N w[i]g[i] &= 1 \\ \sum_{i=1}^N w[i] &= 0 \\ \sum_{j=1}^N w[j]R[i, j] - \lambda g[i] - k &\end{aligned}\tag{3.34}$$

Este sistema de equações pode ser escrito na forma matricial representada pela Equação (3.35).

$$M = \begin{pmatrix} R[1, 1] & R[1, 2] & \dots & R[1, N] & -g[1] & -1 \\ R[2, 1] & R[2, 2] & \dots & R[2, N] & -g[2] & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R[N, 1] & R[N, 2] & \dots & R[N, N] & -g[N] & -1 \\ g[1] & g[2] & \dots & g[N] & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w[1] \\ w[2] \\ \vdots \\ w[N] \\ \lambda \\ k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}\tag{3.35}$$

A solução do sistema 3.35 resulta nos pesos  $w[i]$  do método OF são encontrados assim como os multiplicadores de Lagrange  $\lambda$  e  $k$ . Esta é a técnica atual implementada pelo TileCal para estimar a amplitude dos sinais de entrada. Devido à baixa correlação entre as amostras do sinal e a aproximação das distribuições das mesmas como Gausseana, atualmente a matriz  $R[i, j]$  é aproximada por um matriz identidade. Os pesos  $w[i]$  obtidos através da resolução do sistema 3.35 são programados nos DSPs e estimam, de forma *online*, a amplitude do sinal.

## Capítulo 4

# O Método Proposto de Detecção de Sinais e Estimação de Energia *online* para o TileCal

Neste capítulo, o método de detecção de sinais e estimação de energia proposto nesta dissertação será descrito em detalhes. A Seção 4.1 descreve o ambiente no que tange o ruído eletrônico de fundo do TileCal, assim como a forma do pulso do sinal de interesse. A Seção 4.2 apresentará a teoria do Filtro Casado. A Seção 4.3 descreverá a técnica proposta baseada na formulação do Filtro Casado e aplicada no contexto do TileCal.

### 4.1 O Ambiente do TileCal

Esta seção apresentará o ambiente do TileCal no que tange seu ruído eletrônico de fundo e seu sinal de interesse. O objetivo é analisar os parâmetros destes elementos a fim de motivar o uso da aproximação do filtro casado apresentado na Seção (4.3).

#### 4.1.1 O Ruído

##### 4.1.1.1 Banco de dados

Para caracterizar o ruído eletrônico do TileCal, é utilizada uma tomada de dados dedicada para tal, chamada de *run* de pedestal. Estes dados são adquiridos com o detector em pleno funcionamento mas sem a ocorrência de colisões, o que garante a classificação destes sinais como ruído. Neste trabalho, foi utilizada uma configuração específica (*Run* 191719), a qual têm sido usada extensivamente pela colaboração TileCal para estudos do ruído. Esta base de dados foi adquirida em fevereiro de 2011 e possui 66.032 eventos que correspondem ao mesmo número de observações

para cada canal do TileCal. Para a caracterização do ruído do TileCal, 33.016 eventos (cada um com 7 amostras) foram utilizados.

#### 4.1.1.2 Caracterização do Ruído

Para verificar a correlação entre as amostras do processo, a matriz de covariância do processo foi estimada. Os elementos desta matriz foram estimados de acordo com a Equação (4.1) e estão representados nas figuras 4.1(a) (matriz completa) e 4.1(b) (matriz com a diagonal principal nula).

$$c[i, j] = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (n[i] - \mu[i]) * (n[j] - \mu[j])}{N - 1} \quad (4.1)$$

Os elementos  $n[i, j]$ ,  $\mu[i, j]$  e  $N$  representam a variável aleatória do ruído, sua média e o número de eventos utilizados, respectivamente.

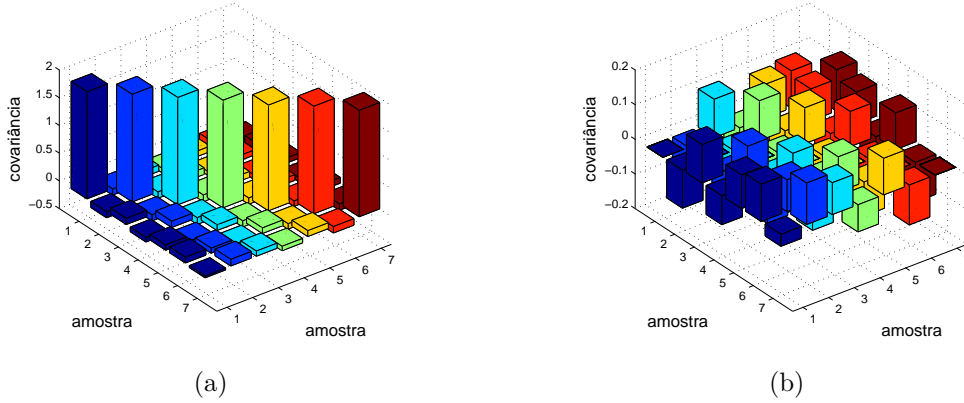


Figura 4.1: Matriz de covariância do ruído do TileCal com todos elementos (a) e sem os elementos da diagonal principal (b).

Pode ser observado uma pequena contribuição dos elementos fora da diagonal principal no valor total da variância do processo. A fim de quantificar essa contribuição em porcentagem, foi calculado o valor de *crosstalk* (CT), de acordo com a Equação (4.2).

$$CT(\%) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c[i, j] - \sum_{k=1}^N \sum_{k=1}^N c[k, k]}{2 \sum_{k=1}^N \sum_{k=1}^N c[k, k]} \quad (4.2)$$

Para o ambiente do TileCal,  $N = 7$ . Esta contribuição de aproximadamente 15,25% caracteriza o processo como correlacionado, motivando assim, a estimação da matriz de transformação linear que será descrita na Seção 4.2.1, chamada de matriz de branqueamento.

Um outro parâmetro explorado na caracterização do ruído foi o modelo de sua função densidade de probabilidade, com o intuito de avaliar a gausseanidade do

processo. Para tal, o parâmetro  $\chi^2$  de cada amostra foi estimado através do processo de *fitting*. A Figura (4.2) mostra esta etapa para cada amostra. Como pode ser observado, as distribuições apresentam característica gausseana.

Outro objeto de estudo desta dissertação é analisar o impacto da soma de sinais de mesma célula antes de aplicar o filtro estimador da amplitude. A motivação deste estudo surgiu pelo fato do sinal resultante da soma de sinais gausseanos apresentar variância menor que a variância dos sinais antes da soma. A Figura 4.3 mostra a correlação entre as duas primeiras amostras de dois canais de mesma célula. O valor de *crosstalk*, segundo a Equação (4.2), é de 11,96%, o que comprova a presença de correlação entre os canais, ainda que pequena.

Para o caso do TileCal, se o ruído de fundo for gausseano e descorrelacionado, o desvio padrão resultante da soma terá um ganho de  $\sqrt{2}$  [38]. Por outro lado, a amplitude do sinal resultante terá um ganho de 2, se a deposição de energia acontecer de forma igual (em média) para os dois canais de mesma célula, como se espera.

### 4.1.2 A linha de base (pedestal)

O sinal adquirido da eletrônica de leitura do TileCal possui uma linha de base (pedestal) característica para cada canal, a qual garante a conversão analógica-digital do sinal adquirido sempre positiva. A Figura 4.4 mostra a média e a dispersão da linha de base para um dado canal (canal 42) de todos os módulos do LBA.

O valor do pedestal impacta na estimação da amplitude do sinal. No caso do método atual de reconstrução de energia descrito na Seção (3.4), este possui restrições que anulam o efeito do pedestal na estimativa da amplitude. Entretanto, este fato acarreta queda de eficiência de detecção do algoritmo, como será mostrado no Capítulo 5.

### 4.1.3 O sinal de interesse

Durante a tomada de dados do LHC, a amostragem dos pulsos é sincronizada com o feixe. Isso implica que a quarta amostra será sempre o pico do sinal para partículas com velocidade próxima a da luz. O sinal de interesse do TileCal é condicionado eletronicamente [26] para possuir uma forma definida. A fim de se extrair com precisão o sinal de resposta do TileCal, aproximadamente 200 eventos de píons foram adquiridos durante o período de *Test Beam* [29], ocorrido em 2004. A Figura 4.5 mostra o pulso característico do TileCal normalizado baseado nos dados de *Test Beam* para os dois ganhos diferentes. Vale ressaltar que a forma do sinal recebido nos dois canais possui uma suave diferença, ou seja, do ponto de vista de pulso característico, os dois sinais são iguais.

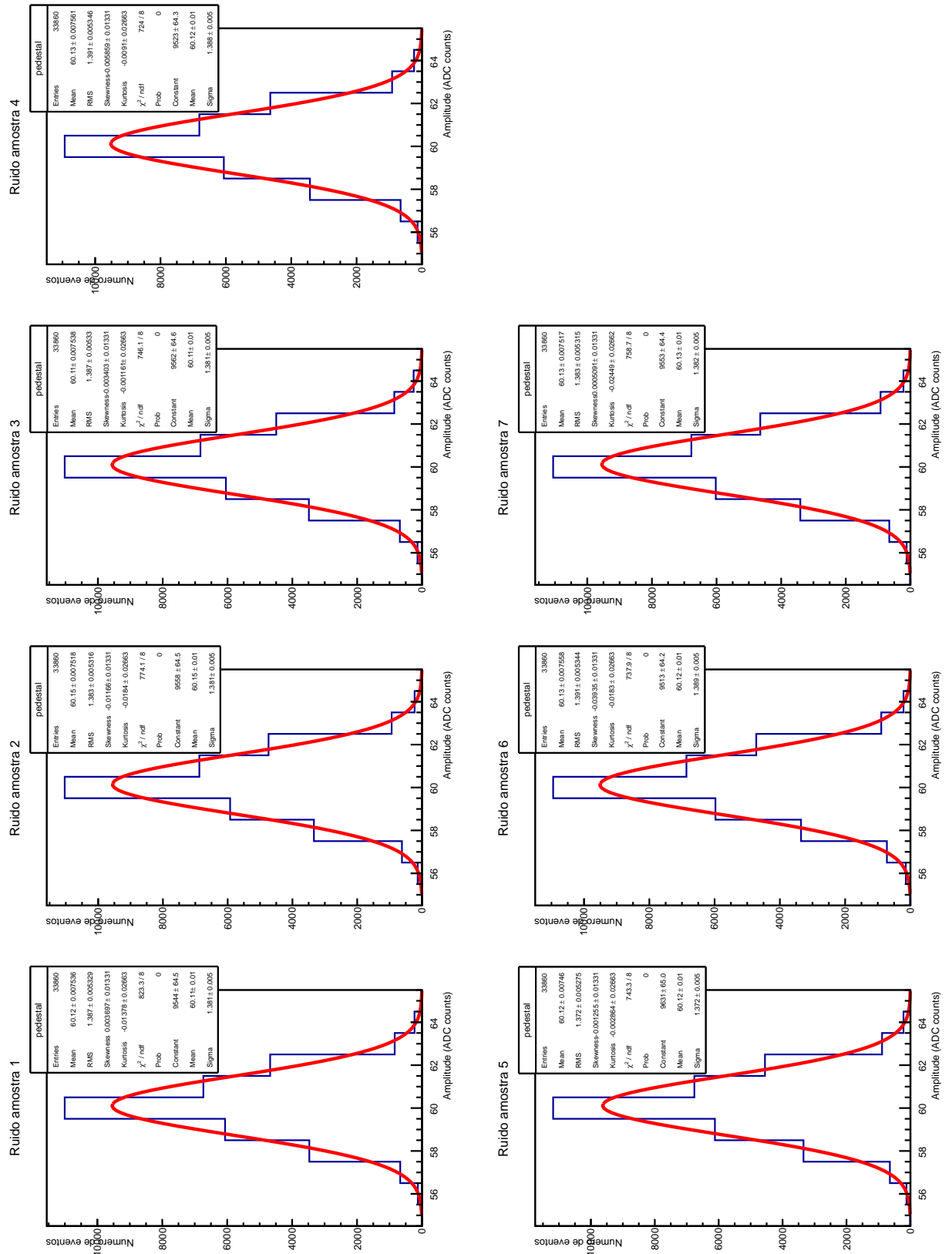


Figura 4.2: *Fitting* gausseano em cada amostra do ruído.



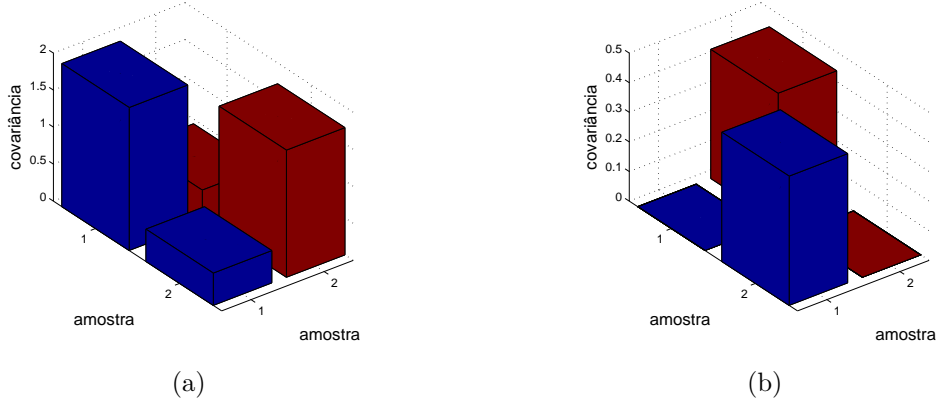


Figura 4.3: Matriz de covariância do ruído entre dois canais de mesma célula do TileCal com todos elementos (a) e sem os elementos da diagonal principal (b).

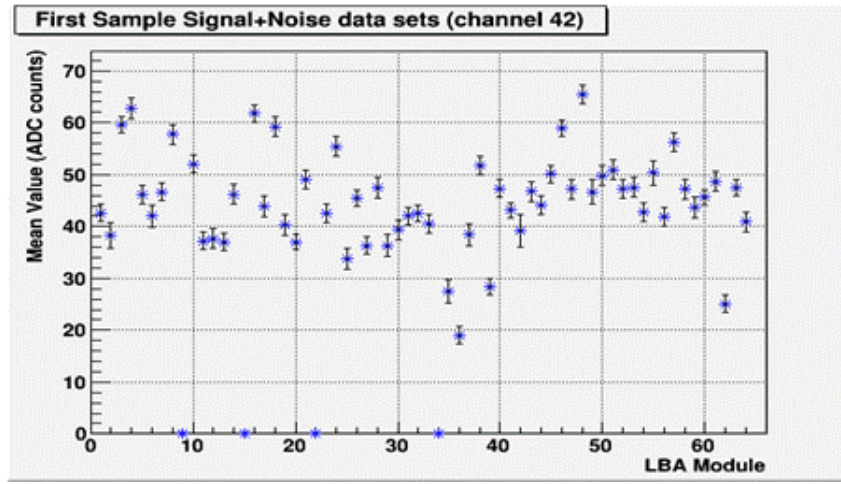


Figura 4.4: Linhas de base estimadas para o canal 42 de cada módulo do LBA.

## 4.2 O Filtro Casado

A Seção 3.2 introduziu o conceito de detecção ótima de sinais onde a relação que maximiza a eficiência de detecção é dada pela razão entre as funções de densidade de probabilidade de um sinal recebido, dado que  $H_0$  (ruído) ou  $H_1$  (sinal mais ruído) ocorreu. A expressão que descreve este conceito é mostrada na Equação (3.2).

Considerando-se o caso onde as densidades de probabilidade das amostras do ruído são gausseanas e descorrelacionadas e o sinal  $s[k]$  é determinístico, a razão de máxima verossimilhança se reduz a Equação (4.3).

$$L(\mathbf{r}) = \frac{\prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{(r[k]-s[k])^2}{2\sigma^2}\right\}}{\prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{r[k]^2}{2\sigma^2}\right\}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma \quad (4.3)$$

Os elementos  $\mathbf{r}$  e  $\mathbf{s}$  representam, respectivamente, os vetores sinal de entrada e sinal determinístico de interesse (pulso de referência do TileCal). Aplicando-se o

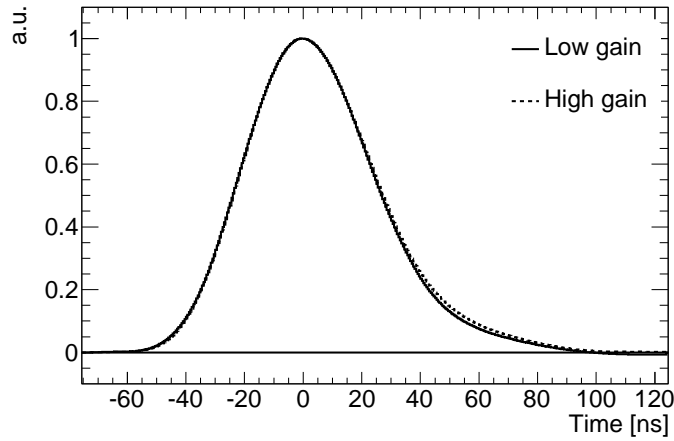


Figura 4.5: Pulso de referência do TileCal para os dois ganhos.

operador logaritmo em ambos os lados da Equação (4.3), o detector ótimo resulta em:

$$\sum_{k=1}^N r[k]s[k] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma, \quad (4.4)$$

Desta forma, a Equação (4.4) mostra que a decisão entre as duas hipóteses  $H_0$  e  $H_1$  é otimizada pelo produto interno entre o sinal recebido  $r[k]$  e o sinal determinístico desejado  $s[k]$ . Isso permite otimizar a decisão entre as duas hipóteses filtrando o sinal recebido pelo seu filtro casado, cuja resposta ao impulso é dada por  $h[k] = s[-k + N]$  [30]. A Figura 4.6 ilustra o processamento de filtragem casada.

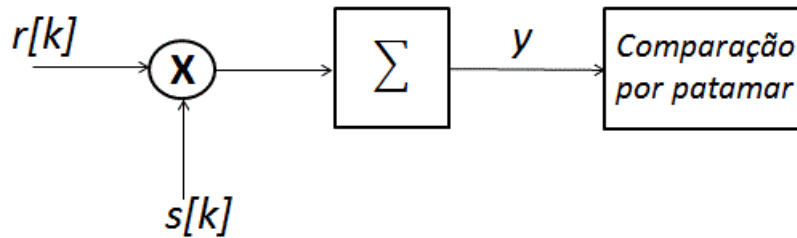


Figura 4.6: Operação de filtragem casada.

### 4.2.1 Branqueamento

Como mostrado anteriormente, a Equação (4.4) é válida quando as densidades de probabilidade das amostras de ruído são gaussianas e decorrelacionadas, isto é equivalente a dizer que o ruído  $n[k]$  é branco e gaussiano. Quando o ruído não é branco, um pré-processamento é utilizado para decorrelacionar o mesmo, sendo comumente chamado de branqueamento [31].

O processo de branqueamento pode ser entendido como um método linear de decorrelação que transforma a matriz de covariância do ruído numa matriz identidade. Neste trabalho, o método de branqueamento utilizado é baseado na decorrelação por KLT (do inglês *Karhunen-Loève transform*) [39], seguido pela normalização das componentes, em que a matriz de branqueamento  $\mathbf{V}$  é dada pela Equação (4.5)

$$\mathbf{V} = \mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T \quad (4.5)$$

onde as matrizes  $\mathbf{D}$  e  $\mathbf{E}$  correspondem à matriz diagonal dos autovalores e aos autovetores da matriz de covariância do ruído, respectivamente. A matriz de covariância do ruído foi calculado utilizando 33.016 observações de ruído de 7 amostras cada.

### 4.3 A Técnica Proposta para Detecção *online* de Sinais

O método proposto nesta dissertação se baseia na aplicação do Filtro Casado para detectar sinais de interesse para o TileCal que se encontram imersos em ruído eletrônico de fundo.

Como descrito na Seção 4.2, o filtro casado é o detector ótimo em termos da relação sinal-ruído, ou seja, a técnica de filtragem casada visa maximizar a SNR [30]. Visto que o filtro casado é utilizado em sua aproximação, uma vez que na maioria das aplicações os sinais não são puramente gaussianos e o sinal de interesse possui alguma aleatoriedade, ele pode ser aplicado no TileCal. Apesar da amplitude do sinal de entrada não ser constante (a estocasticidade deste parâmetro depende da partícula detectada), a forma do pulso do sinal de entrada é similar ao pulso de referência, uma vez que este foi adquirido e estudado durante um período intenso de calibração do detector [40]. Através desta análise preliminar, podemos inferir que, mesmo operando em condições sub-ótimas, a técnica de filtragem casada pode alcançar resultados interessantes quando aplicada no contexto do TileCal.

Uma outra abordagem desta dissertação, é a aplicação do filtro casado para detectar o evento de interesse resultante da soma dos sinais de mesma célula. Foi mencionado na Seção 2.4 que, por questão de redundância, o TileCal foi projetado para ter dupla leitura em cada uma de suas células. Atualmente, o TileCal estima as amplitudes dos pulsos de cada canal separadamente e a amplitude final da célula é a soma das amplitudes de seus respectivos canais. Sendo assim, o uso da soma dos sinais de mesma célula, ao invés do sinal de cada canal separadamente, pode melhorar a eficiência do filtro, uma vez que a SNR pode ser maior para o primeiro caso.

### 4.3.1 O Projeto do Filtro

Para o projeto do filtro proposto, as funções de densidade de probabilidade das amostras do ruído do TileCal foram aproximadas como gaussianas com matriz de covariância  $\mathbf{C}$ . Além disso, o sinal de interesse  $s[k]$  foi considerado completamente determinístico de acordo com a forma do pulso de referência do TileCal, ou seja, a estocasticidade referente à amplitude do sinal de entrada foi desprezada. Com isso, a razão de máxima verossimilhança expressa na Equação (4.3) levando em consideração a matriz de covariância do ruído pode ser representada pela Equação (4.6).

$$L(\mathbf{r}) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}} \exp\left\{-\frac{(\mathbf{r}-\mathbf{s})^T \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{r}-\mathbf{s})}{2}\right\}}{\frac{1}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}} \exp\left\{-\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}}{2}\right\}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma \quad (4.6)$$

Novamente, através de algumas manipulações matemáticas, o filtro proposto resulta no produto linear representado pela Equação (4.7).

$$\mathbf{r}^T \mathbf{s}' \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma, \quad (4.7)$$

em que  $\mathbf{s}' = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}$ .

Portanto, a Equação (4.7) mostra que a decisão entre duas hipóteses  $H_0$  e  $H_1$  é realizada pelo produto interno entre o sinal de entrada  $\mathbf{r}$  e um réplica do sinal de referência  $\mathbf{s}$  do TileCal após uma transformação linear, ou seja,  $\mathbf{s}'$ . Conseqüentemente, a resposta ao impulso do filtro projetado é dada por  $h[k] = s'[-k + N]$  [30].

A técnica de filtragem proposta requer a utilização do sinal de referência do TileCal. Como mostrado na Equação (4.7), o filtro linear resultante é composto de 7 coeficientes implementando assim um filtro rápido de Resposta ao Impulso Finita (FIR) [41], o qual é apropriado para aplicações *online* como a do TileCal. Devido à sua aproximação ao Filtro Casado, o filtro proposto é chamado de MF (do inglês *Matched Filter*). Os coeficientes são calculados previamente utilizando um conjunto de dados de treinamento (adquirido experimentalmente) para estimação da matriz de covariância do ruído e a linha de base do sinal de entrada.

## 4.4 A Técnica Proposta de Estimação *online* de Energia para o TileCal

Na Seção anterior, uma técnica de detecção de sinais para o TileCal foi proposta. O resultado desta etapa tem impacto na seleção de canais a serem utilizados na reconstrução de eventos. Uma vez selecionados, a energia dos sinais detectados

deve ser estimada para ser utilizada na reconstrução. Motivados por isso, e pelas restrições de processamento impostas (o filtro deve operar de forma *online*), esta seção descreve a relação entre a saída do método proposto para detecção e a amplitude do pulso. A amplitude do pulso é diretamente proporcional à energia do sinal, sendo a estimação deste parâmetro a etapa mais importante em experimentos de calorimetria.

#### 4.4.1 Relação Entre a Saída do Filtro Linear Proposto e a Amplitude do Sinal

A Seção 4.3.1 propôs a aplicação de uma aproximação do filtro casado para detectar sinais no TileCal. Além da técnica descrita ter sentido do ponto de vista de detecção de sinais e seleção de canais, o resultado alcançado na Equação (4.7) é proporcional à energia da partícula. Ou seja, a saída do filtro proposto para detecção pode ser utilizada para estimar a energia da partícula. Com isso, uma comparação entre o método proposto e o implementado no TileCal pode ser feita.

O sinal de entrada do filtro pode ser entendido como a composição de três componentes: o pedestal, o ruído eletrônico de fundo e o pulso de referência normalizado do TileCal com um ganho aleatório (amplitude). O pedestal é somado no sinal analógico da eletrônica de leitura para que a conversão analógica-digital seja sempre positiva. Sendo assim, a variável pedestal está presente sendo o sinal adquirido um ruído ou um sinal válido. A Equação (4.8) representa as duas hipóteses possíveis ( $H_0$  para ruído e  $H_1$  para sinal) para o sinal de entrada  $r[k]$  em função das variáveis de composição do sinal do TileCal.

$$\begin{aligned} H_0 : r[k] &= ped + n[k], & k &= 1, 2, \dots, N \\ H_1 : r[k] &= ped + n[k] + A \cdot s_{ref}[k] & k &= 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4.8)$$

As variáveis  $ped$ ,  $n[k]$ ,  $A$ ,  $s_{ref}[k]$  representam o pedestal, o ruído eletrônico do fundo, amplitude e sinal de referência normalizado do TileCal, respectivamente.

Uma vez definido o sinal de entrada, este pode ser filtrado pela técnica proposta na Seção 4.3, de acordo com a Equação (4.7). A fim de exemplificar a hipótese  $H_1$ , essa operação é representada pela Equação (4.9).

$$y = \sum_{k=1}^N (ped + n[k] + A \cdot s_{ref}[k]) \cdot s'[k] \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (4.9)$$

O fator  $s'[k]$  corresponde aos coeficientes do filtro linear proposto descrito na Seção 4.3.1. vale ressaltar que para o caso do TileCal, como os eventos possuem 7 amostras,  $N = 7$ .

A expressão de filtragem apresentada pela Equação (4.9) pode ser representada por partes com o intuito de analisar a relação e o impacto que cada componente do sinal de entrada tem com a saída  $y$ . A Equação (4.10) expressa o rearranjo dos produtórios aplicada às sete amostras digitalizadas pela eletrônica de leitura do TileCal.

$$y = ped \cdot \sum_{k=1}^N s'[k] + \sum_{k=1}^N (n[k] \cdot s'[k]) + A \cdot \sum_{k=1}^N (s_{ref}[k] \cdot s'[k]) \quad (4.10)$$

Como pode ser observado na Equação (4.10), o componente  $\sum_{k=1}^7 (n[k] \cdot s'[k])$  corresponde ao erro na medida, uma vez que este fator possui a parcela aleatória  $n[k]$  da expressão de filtragem. Sendo assim, é possível estimar a variável  $A$  a partir do resultado da operação de filtragem casada. Como resultado, a expressão para a estimativa da amplitude  $\hat{A}$  é representada pela Equação (4.11).

$$\hat{A} = \frac{y - ped \cdot \sum_{k=1}^N s'[k]}{\sum_{k=1}^N (s_{ref}[k] \cdot s'[k])} \quad (4.11)$$

Pode-se observar que a Equação (4.11) se refere à uma aproximação do estimador ML apresentado na Seção 3.2.1, uma vez que o ruído do TileCal não é puramente Gausseano. Para o problema de estimação de energia do TileCal, o sinal de entrada possui uma linha de base que deve ser tratada na formulação do problema. Por isso, a saída  $y$  possui um componente dependente do *pedestal* (o parâmetro  $ped$ ), diferentemente do modelo do estimador ML apresentado na Seção 3.2.1, onde o sinal de entrada não apresenta linha de base. Além disso, devido ao pré-processamento de branqueamento do ruído, os coeficientes do filtro proposto assumem valores diferentes do sinal de interesse  $s_{ref}[k]$ , e  $y = \mathbf{r}^T \cdot \mathbf{s}'$ . Na apresentação do estimador ML, o ruído é considerado Gausseano e decorrelacionado, sendo  $y = \mathbf{r}^T \cdot \mathbf{s}_{ref}$ .

Com isso, o filtro linear proposto na Seção 4.3.1 pode ser utilizado para estimar a amplitude, e conseqüentemente a energia, do sinal de entrada a partir das 7 amostras do sinal adquirido. Do ponto de vista prático, esse método seria empregado em cada um dos 10.000 canais do TileCal. Os pesos dos filtros serão diferentes uma vez que cada canal tem seu pulso de referência característico, embora eles sejam muito próximos. Vale ressaltar que a estimativa da amplitude  $\hat{A}$  do sinal de entrada depende fortemente da qualidade da estimativa do pedestal  $ped$ . Este parâmetro, embora assumido como constante na formulação descrita, apresenta alguma estocasticidade oriunda do ruído de fundo. Neste trabalho ele foi estimado a partir de tomadas de dados dedicadas para medição deste fator durante operação nominal do detector.

# Capítulo 5

## Resultados

Neste capítulo, os resultados da aplicação do método proposto serão apresentados. As seções 5.1 e 5.2 apresentam, respectivamente, os resultados de detecção e estimação da amplitude para dados simulados e de colisão.

### 5.1 Resultados para Dados Simulados

Ambos os métodos MF e OF foram implementados e suas eficiências de detecção de sinais, em condições de baixa relação sinal-ruído, foram avaliadas. Como proposto na Seção 4.3, duas análises foram desenvolvidas: em termos de canal, considerando cada canal do TileCal separadamente, e de célula, considerando a soma dos sinais dos canais pertencentes à mesma célula do TileCal.

#### 5.1.1 Banco de Dados

O banco de dados utilizado nesta parte do trabalho compreende duas classes de dados: ruído e sinal. A amostra de ruído é composta de 33.860 eventos, semelhantes aos descritos na Seção 4.1.1 e adquiridos experimentalmente. A Figura 5.1(a) mostra três eventos de ruído típicos.

A amostra de sinais é composta de 33.860 eventos de interesse simulados, baseando-se no pulso de referência do TileCal para *high-gain* (ver Figura 4.5) e no comportamento do detector sob condições reais. Um ganho é atribuído, seguindo uma distribuição uniforme, no pulso de referência normalizado do TileCal para formar o evento de interesse. O diagrama de blocos da Figura 5.2 descreve o procedimento de simulação e a Figura 5.1(b) ilustra três eventos.

Para a realização da análise de soma de sinais de mesma classe, um parâmetro aleatório adicional foi considerado durante a criação da classe sinal. Este parâmetro se refere ao deslocamento temporal que simula o atraso que a luz leva para percorrer do ponto de incidência da partícula em uma determinada telha cintilante até a

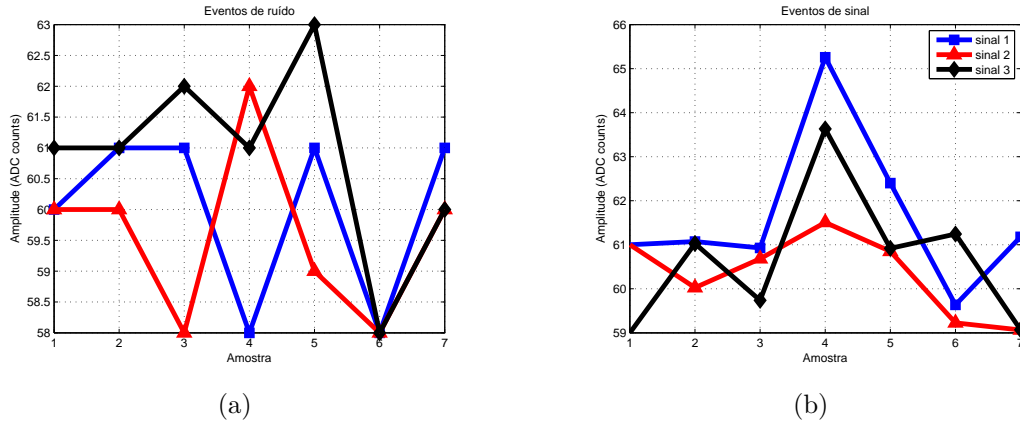


Figura 5.1: Exemplos de 3 observações da classe ruído (a) e 3 observações da classe sinal (b).

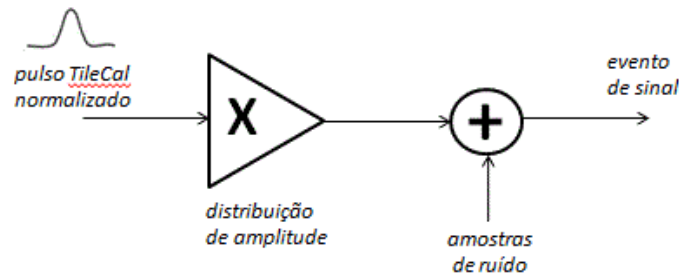


Figura 5.2: Diagrama de blocos utilizado para no conjunto de sinal.

fibra óptica correspondente ao canal. Tal aleatoriedade foi modelada seguindo uma distribuição uniforme, variando de  $-7$  a  $7$  ns. Este limite foi definido baseando-se no tempo que a luz percorre a partir do ponto mais distante do canal. Com isso, o diagrama de blocos para criação da classe sinal recebe a inclusão de mais um elemento, como mostra a Figura 5.3.

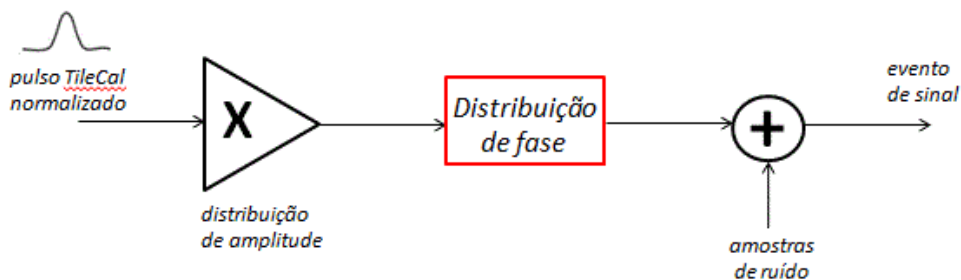


Figura 5.3: Diagrama de blocos utilizado para no conjunto de sinal.

A base de dados foi dividida em dois conjuntos, chamados de conjunto de desenvolvimento e teste, cada um com 33.860 observações (16.930 eventos de sinal e 16.930 eventos de ruído). O conjunto de desenvolvimento foi utilizado para o projeto



e cálculo dos coeficientes dos filtros OF e MF. Por sua vez, o conjunto de teste foi utilizado para avaliar a eficiência de detecção e estimação dos métodos.

### 5.1.2 Detecção de Sinais

Como descrito na Seção 4.2.1, o método MF utiliza a matriz de covariância do ruído para estimar a matriz de branqueamento e calcular seus coeficientes. O pré-processamento por branqueamento tem a função de descorrelacionar as amostras temporais do ruído, aumentando a eficiência do MF. A matriz de branqueamento desta etapa foi estimada utilizando o conjunto de desenvolvimento da classe ruído. As Figuras 5.4(a) e 5.4(b) mostram a matriz de covariância do ruído do conjunto de desenvolvimento antes e depois do branqueamento, respectivamente, e sem os elementos da diagonal principal, a fim de destacar melhor os elementos referentes às covariâncias cruzadas.

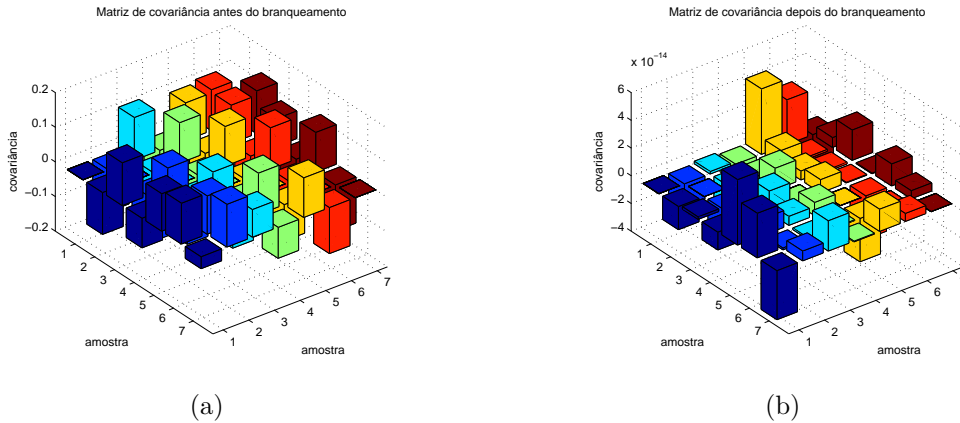


Figura 5.4: Matriz de covariância do ruído do conjunto de desenvolvimento antes (a) e depois (b) do pré-processamento por branqueamento.

Antes da aplicação da matriz de branqueamento, o *crossstalk* da matriz de covariância do ruído do conjunto de desenvolvimento era 16,20%, e depois  $4.33 \times 10^{-12}\%$ . O valor do *crossstalk* foi calculado segundo a Equação 4.2, já mostrada anteriormente.

A matriz de branqueamento estimada foi então aplicada ao ruído do conjunto de teste. As Figuras 5.5(a) e 5.5(b) mostram, respectivamente, a matriz de covariância do conjunto de teste da classe ruído antes e depois da matriz de branqueamento e sem os elementos da diagonal principal.

Novamente, é observada uma diminuição da covariância cruzada nos elementos da matriz de covariância do ruído do conjunto de teste após o branqueamento. Antes, o *crossstalk* da matriz de covariância era 15.17%, e depois 2.63%, provando assim que o branqueamento foi capaz de generalizar.

Como mostrado no desenvolvimento dos filtros OF e MF, a matriz de covariância do ruído é utilizada no cálculo dos coeficientes dos filtros. Para o método

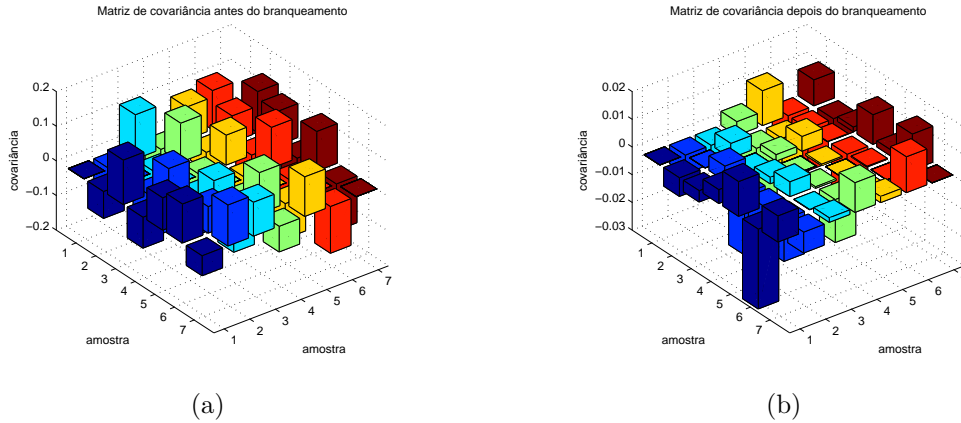


Figura 5.5: Matriz de covariância do ruído do conjunto de teste antes (a) e depois (b) do pré-processamento por branqueamento.

MF, a matriz de branqueamento é extraída a partir da matriz de covariância do ruído e os sinais de entrada e o sinal de referência são convoluídos com esta matriz transformando-se em novos sinais. Já para o método OF, a matriz de covariância faz parte do sistema matricial, mostrado na Equação 3.35, para cálculo de seus coeficientes. Sendo assim, as figuras 5.6(a) e 5.6(b) ilustram os novos coeficientes dos filtros para a análise por canal e célula, respectivamente.

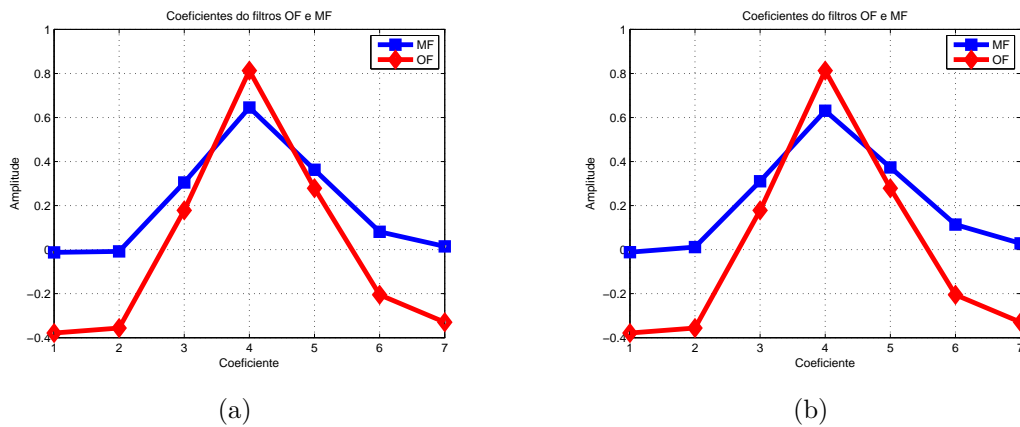
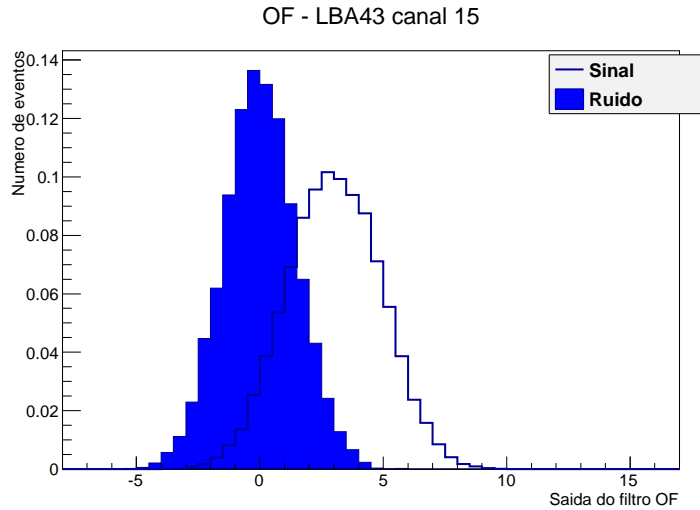


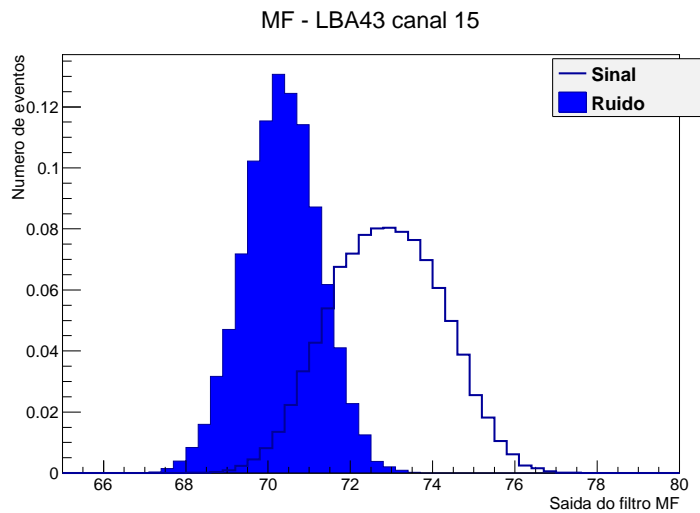
Figura 5.6: Pesos OF e MF calculados para a análise de canal simples (a) e para célula (b).

Uma vez calculados, os filtros OF e MF foram aplicados ao conjunto de teste. As saídas dos filtros para as classes sinal e ruído podem ser observadas nas Figuras 5.7(a) e 5.7(b), respectivamente. Visualmente pode ser notada uma diminuição da região de confusão (região onde os histogramas se sobrepõem) para o método proposto o que corresponde a uma melhora na relação sinal-ruído.

Como mencionado na Seção 4.3, este trabalho também aborda o estudo do impacto na detecção quando somam-se os sinais da mesma célula. As figuras 5.8(a) e 5.8(b) mostram, respectivamente, a saída do filtros MF e OF para o cenário de



(a)



(b)

Figura 5.7: Saídas dos filtros OF (a) e MF (b) para um canal do TileCal.

soma de sinais.

A fim de avaliar a eficiência de detecção de sinais, os patamares de corte das figuras 5.7(a) e 5.7(b) foram variados e a curva ROC (do inglês *Receiver Operating Curve*) pode ser construída para cada cenário. Tais curvas podem ser observadas na Figura 5.9, onde pode ser notado que, no que tange à detecção de sinais, o método que obteve o melhor desempenho foi o utilizando a técnica proposta e somando os sinais de mesma célula.

Uma observação importante que deve ser destacada é a interpretação da eficiência de detecção na reconstrução do evento. Nesta dissertação, somente uma célula do TileCal foi utilizada no estudo e cada observação corresponde à parcela de energia que um dado evento depositou nesta célula. Ou seja, foram utilizados 16.930 eventos com efetiva deposição de energia na célula estudada. Sendo assim, para um corte

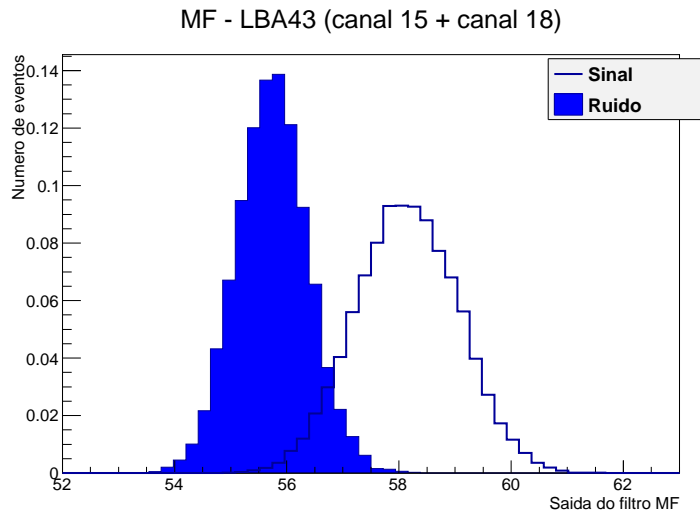
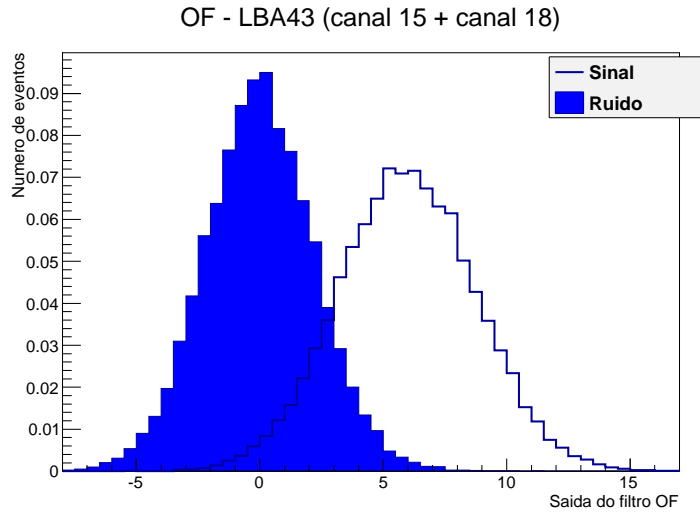


Figura 5.8: Saídas dos filtros OF (a) e MF (b) para uma célula do TileCal.

rigoroso com taxa de falso alarme (FA) de 0,01%, o método MF, levando em conta a soma dos sinais de mesma célula, selecionaria 82,63% dos eventos enquanto o OF implementado atualmente selecionaria 40,05% eventos.

Já para uma análise com maior interesse em selecionar o maior número de eventos válidos e se importando menos com o nível de contaminação, para uma probabilidade de detecção (PD) de 95,00%, a taxa de falso alarme para o MF chega, a 35,45% e 7,87%, para as análise por canal e célula, respectivamente. Já, para o OF, com a mesma probabilidade de detecção, a taxa de falso alarme chega a 52,19% e 25,31%, para as análise por canal e célula, respectivamente. A Tabela 5.1 resume os desempenhos de detecção dos métodos para diferentes tipos de corte.

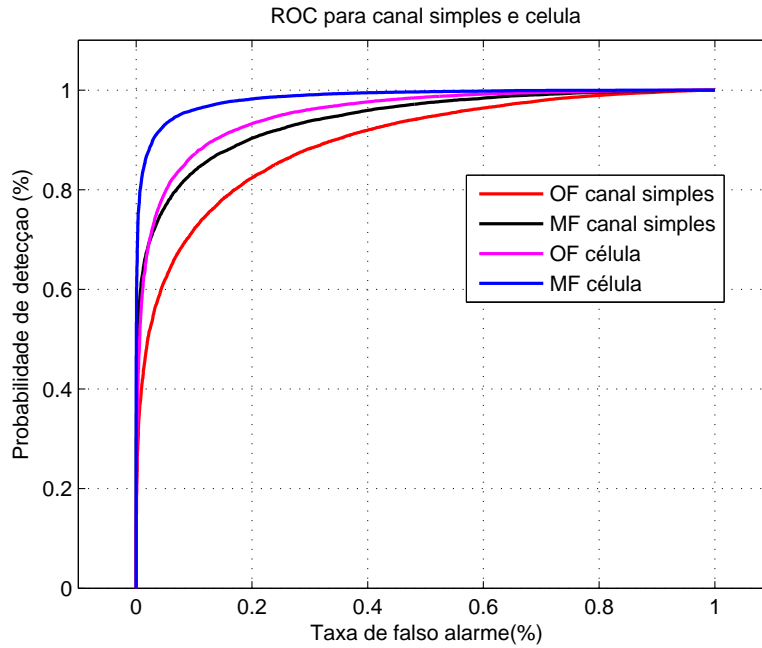


Figura 5.9: Eficiência de detecção contra taxa de falso alarme para os quatro métodos em estudo.

Tabela 5.1: Desempenho de detecção dos métodos.

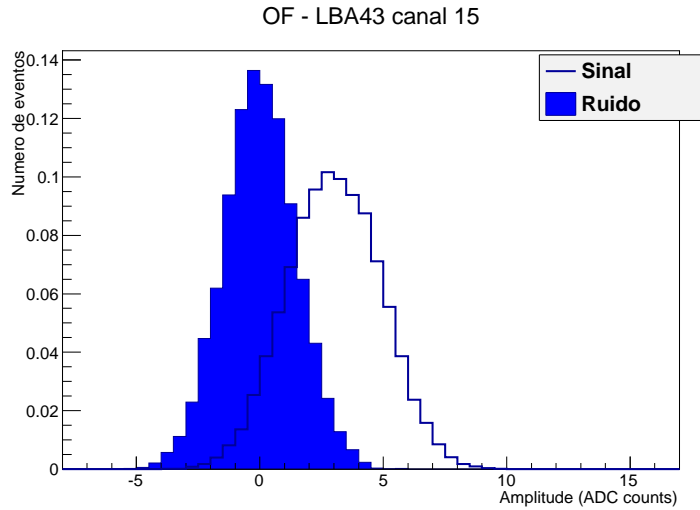
(a) PD (%) para FA=0,01%			(b) FA (%) para PD=95%		
	Canal simples	Célula		Canal simples	Célula
OF	40,05	58,11	OF	52,19	25,31
MF	61,98	82,63	MF	35,45	7,87

### 5.1.3 Estimação da Amplitude

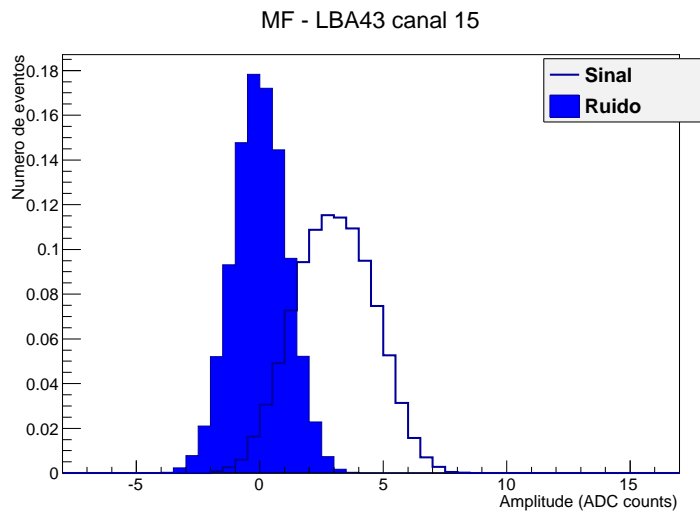
Foi demonstrado, na Seção 4.4, que a saída do filtro casado fornece uma estimativa da amplitude do sinal de entrada. A qualidade desta estimativa foi verificada através da comparação com o método corrente de estimação, adotado pela colaboração TileCal. As figuras 5.10 e 5.11 representam as distribuições das amplitudes dos eventos de sinais e ruídos reconstruídas através dos métodos MF e OF.

Como pode ser observado, as distribuições são similares às apresentadas na Seção 5.1.2, uma vez que a estimativa da amplitude do filtro proposto corresponde à saída do mesmo normalizada por um fator constante, que é dependente dos coeficientes do filtro e do sinal de interesse normalizado do TileCal, como mostrado na Equação 4.11. Já para o filtro OF, este utiliza a sua estimação da amplitude para decidir o patamar de corte dependendo do estudo de interesse, ou seja, a sua saída é utilizada tanto para selecionar os sinais (detecção) quanto para calcular as amplitudes (estimação).

Uma particularidade específica da técnica proposta é a necessidade da estimação



(a)



(b)

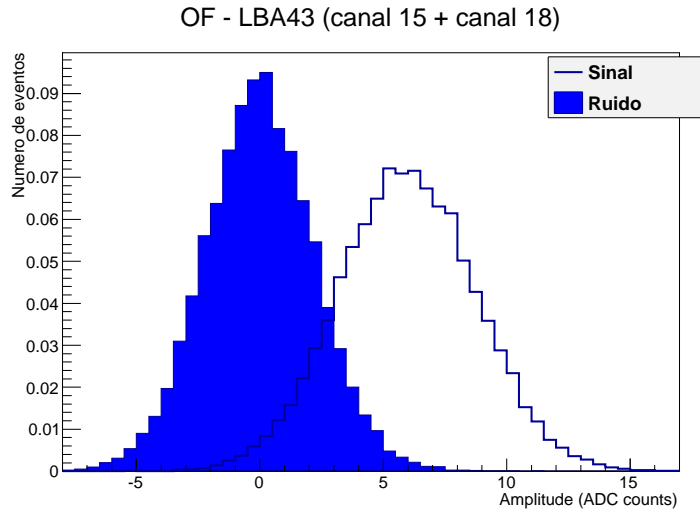
Figura 5.10: Amplitude reconstruída pelo OF (a) e MF (b) para um canal do TileCal.

da linha de base do sinal, para que o filtro funcione apropriadamente. Neste trabalho, a técnica utilizada para estimar a linha de base foi a média da primeira amostra do conjunto de treinamento. Se o sinal não possui nenhuma contribuição de outras colisões, a primeira amostra do sinal contém somente a contribuição da linha de base, e não do sinal propriamente dito.

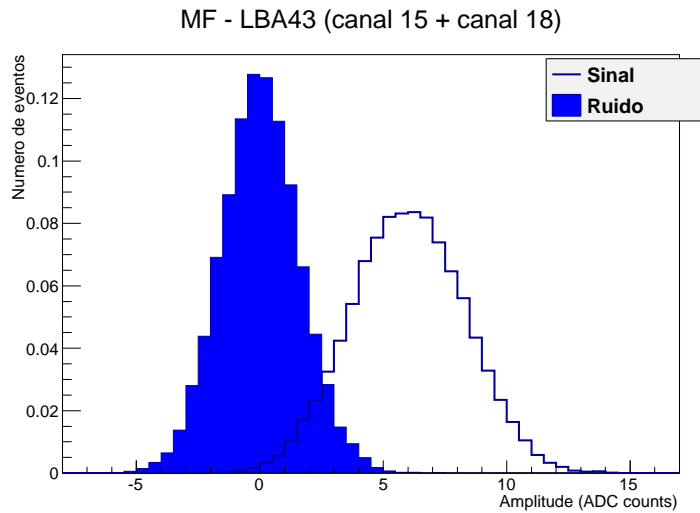
### 5.1.3.1 Incerteza na Estimação

Com a finalidade de quantificar a incerteza na estimação da amplitude dos métodos em comparação, foi calculado o valor RMS para ambas as técnicas. A Tabela 5.2 sumariza este resultado, para ambas análises realizadas.

Mais uma vez, pode ser observado que o melhor cenário, no que tange à qualidade da estimação, é a soma de sinais antes da estimativa da amplitude final, quando a



(a)



(b)

Figura 5.11: Amplitude reconstruída pelo OF (a) e MF (b) para uma célula do TileCal.

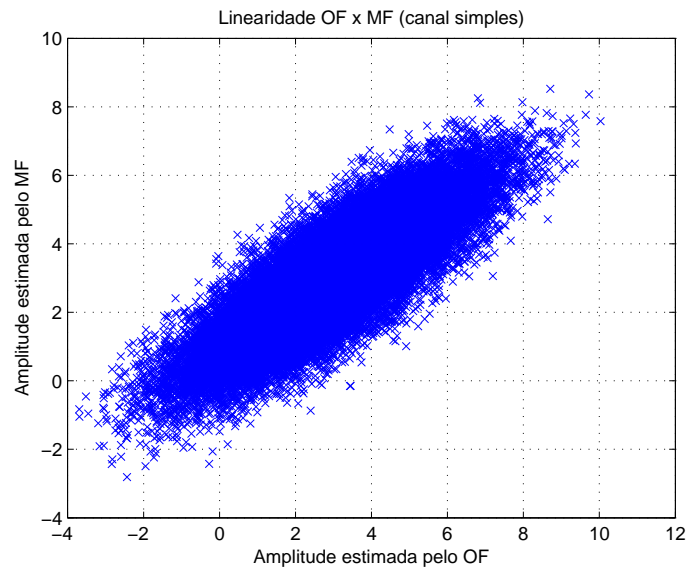
Tabela 5.2: Incerteza na estimação (por ADC count).

	Canal simples	Célula
OF	1,4753	1,1174
MF	1,0875	0,7942

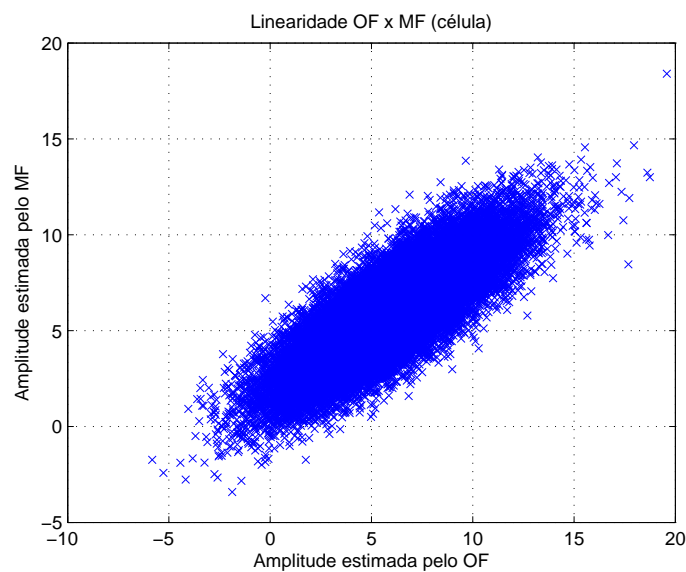
qualidade da estimativa da amplitude aproximadamente dobra quando comparada com o atual cenário empregado no TileCal.

### 5.1.3.2 Linearidade dos Métodos

As amplitudes estimadas pelos filtros MF e OF foram confrontadas a fim de verificar a correlação entre as técnicas. As Figuras 5.12(a) e 5.12(b) ilustram, respectivamente, a correlação para a análise de canal simples e célula.



(a)

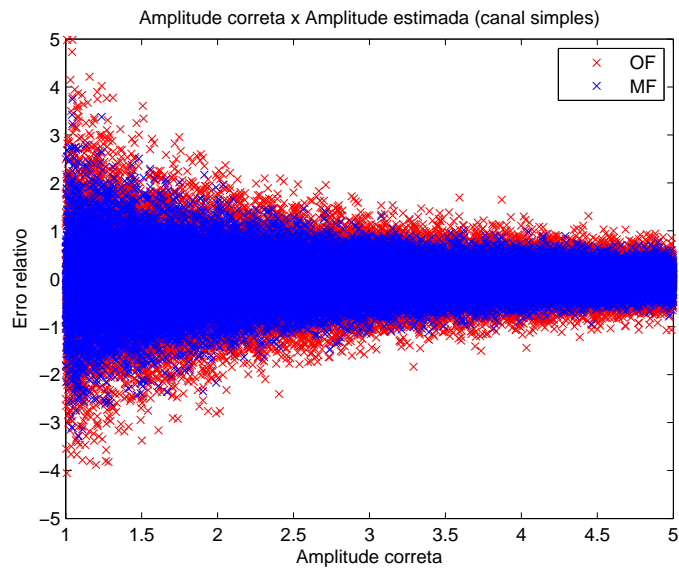


(b)

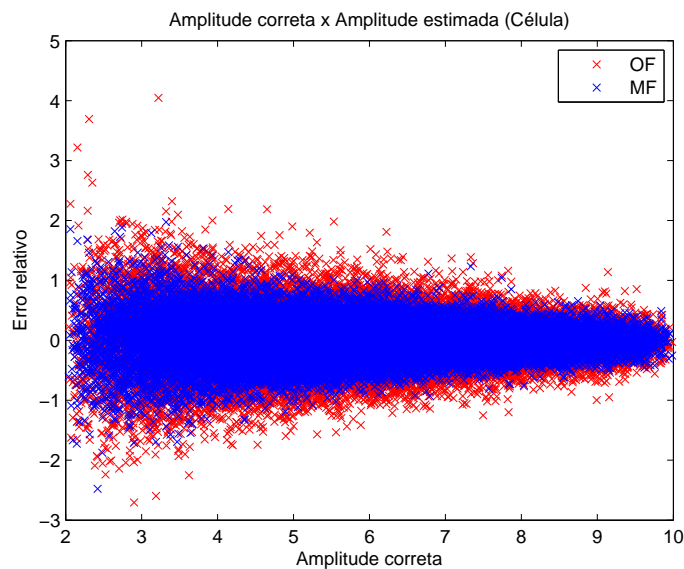
Figura 5.12: Linearidade dos métodos para canal simples (a) e célula (b).

Com o propósito de ilustrar a qualidade da estimação da amplitude de ambos os métodos, as Figuras 5.13(a) e 5.13(b) mostram a flutuação relativa da estimação em relação à amplitude de referência para as análises de canal simples e célula, respectivamente. Vale ressaltar que somente o conjunto de sinais foi utilizado, onde a amplitude foi gerada pelo processo de simulação.





(a)



(b)

Figura 5.13: Erro relativo de estimação para as análise de canal simples (a) e célula (b).

Pode ser observado que as estimativas de amplitude calculadas pelos dois métodos possuem boa linearidade, embora a estimativa pelo MF apresente menor flutuação nos dados.

## 5.2 Resultados para Dados de Colisão

Neste trabalho, o objetivo da análise com dados de colisão é avaliar a qualidade da estimativa da amplitude pelos métodos MF e OF. Para tal, foram utilizados somente

sinais com alta SNR e análises de qualidade do fitting e linearidade entre os métodos serão apresentadas. A eficiência de detecção dos métodos não será explorada uma vez que os conjuntos de sinal e ruído são linearmente separáveis devido ao cenário de alta SNR considerado.

### 5.2.1 Banco de Dados

Foram utilizados sinais de múons reais de colisão adquiridos durante a operação do LHC em 2010, com taxa de eventos a 20 MHz. Para esta análise, utilizou-se uma ferramenta para detectar os traços das partículas oriundas das colisões, e a partir desta informação, selecionar os canais com efetiva deposição de energia para formar o conjunto de sinais. A ferramenta de detecção da trajetória da partícula utiliza uma informação combinada fornecida pelo detector de traço e pelo detector de múons. Uma vez detectado o traço, os canais do calorímetro próximo deste podem ser considerados com provável deposição de energia. Já para o conjunto de ruído, foi utilizada a mesma ferramenta e canais distantes do traço da partícula foram selecionados para compor o conjunto de ruído.

Neste estudo, foram utilizados 952 observações de eventos de múons e 10.032 observações de eventos de ruído.

### 5.2.2 Estimação da Amplitude

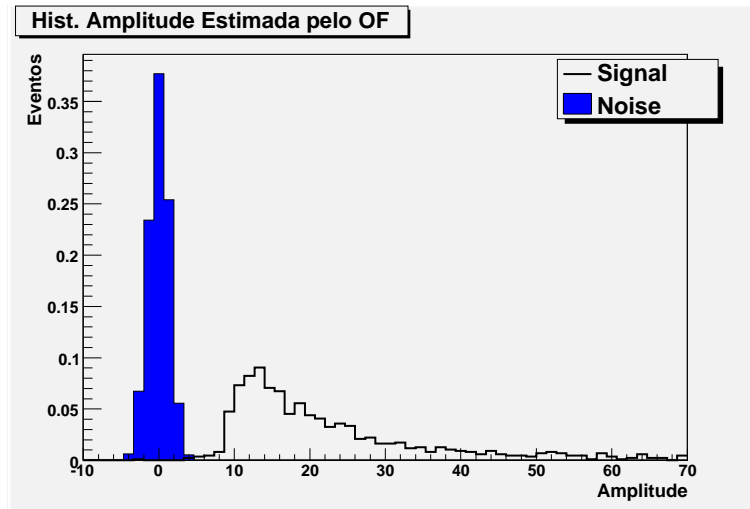
As amplitudes dos sinais dos conjuntos de sinal e ruído foram estimadas pelos métodos MF e OF. As figuras 5.14(a) e 5.14(b) mostram as distribuições para a reconstrução feita pelo MF e OF, respectivamente.

Pode ser observado que as distribuições para a reconstrução da amplitude do conjunto de sinal e ruído, são linearmente separáveis para ambos os métodos. Fato este explicado pelo uso de sinais com alta SNR.

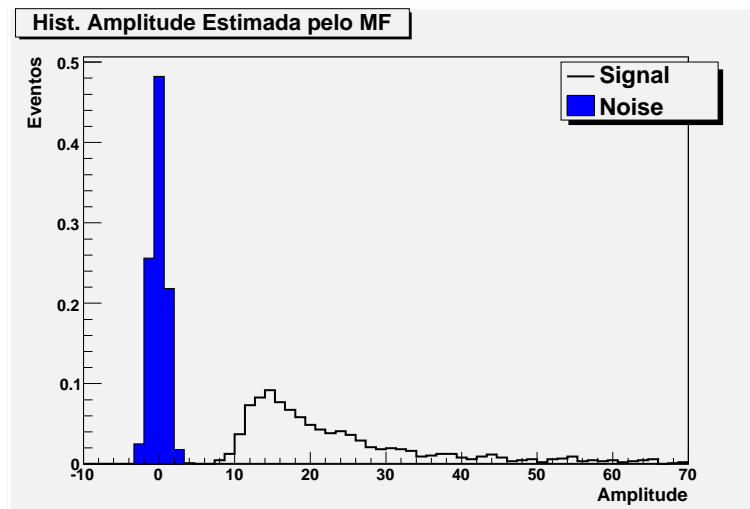
#### 5.2.2.1 *Fitting* Langaus

Do ponto de vista de qualidade da estimação da amplitude, os parâmetros do *fitting* Langaus foram analisados. Neste trabalho o ruído do TileCal foi aproximado por uma gaussiana e a distribuição de energia de múons, pode ser modelada por uma distribuição Landau, por isso a opção da função Langaus para avaliar a qualidade da estimativa. A função Langaus é extraída pela convolução das distribuições Normal e Landau e detalhes da implementação da rotina de implementada em ROOT [42] podem ser vistos em [43].

As figuras 5.15 e 5.16 mostram o resultado do *fitting* Langaus para as distribuições da amplitude reconstruída pelo MF e OF, respectivamente.



(a)



(b)

Figura 5.14: Saídas dos filtros OF (a) e MF (b) para dados de colisão de alta SNR.

De acordo com os parâmetros do *fitting*, pode ser observado que os valores de média e RMS são bastante próximos. Apesar dos dois métodos obterem um  $\chi^2$  muito bom para o modelo Langaus, a técnica MF apresentou este parâmetro superior ao OF, caracterizando assim uma melhor modelagem da amplitude.

### 5.2.2.2 Linearidade dos Métodos

A fim de verificar a linearidade entre os métodos MF e OF, foi aplicado um *fitting* linear nas amplitudes reconstruídas pelos dois métodos. O objetivo desta análise é avaliar o comportamento da estimação pelo MF em relação ao OF. A Figura (5.17) mostra o *fitting* linear aplicado nos dados assim como os seus parâmetros.

Os parâmetros da função linear mostram que os dois métodos possuem alta correlação, comprovando desta forma, que a técnica MF não é tendenciosa.

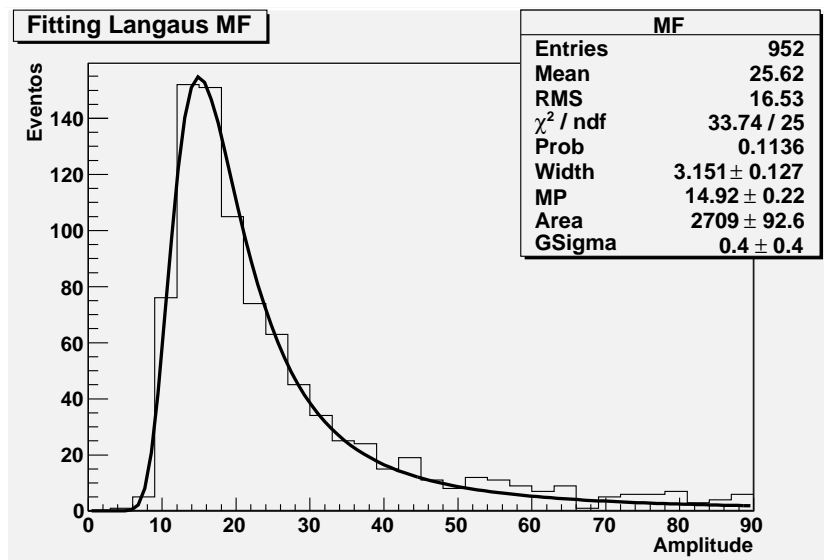


Figura 5.15: Fitting Languas para a técnica MF.

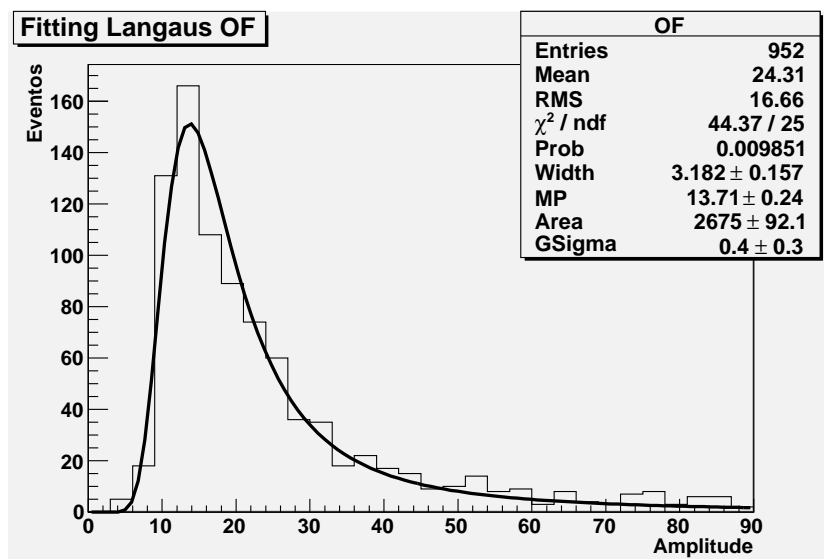


Figura 5.16: Fitting Languas para a técnica OF.

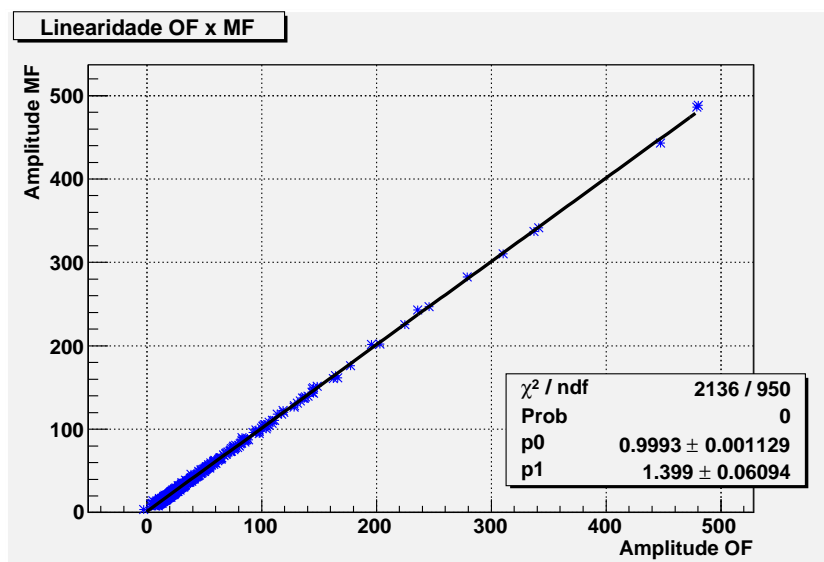


Figura 5.17: Linearidade dos métodos OF e MF para dados de colisão de alta SNR.

# Capítulo 6

## Conclusões

Esta dissertação apresentou e propôs um método para detecção de sinais e estimação de energia *online* para o calorímetro hadrônico do ATLAS. A estimação da energia da partícula é a etapa principal em calorimetria e tem impacto na reconstrução final dos eventos. Portanto técnicas para eliminar os efeitos do ruído são cruciais.

Atualmente no TileCal, a estimação de energia *online* é feita por uma otimização com restrições, utilizando os multiplicadores de Lagrange. A técnica impõe duas restrições: a energia elétrica dos coeficientes do filtro seja igual à unidade e a soma dos coeficientes seja igual a zero. Este processamento é realizado por canal e os valores correspondentes à mesma célula são somados, formando assim a amplitude final da célula.

Esta dissertação mostrou que a detecção de sinais e estimativa de energia pode ser melhorada através do uso de um filtro similar ao corrente, mas que faz uso de uma estimativa prévia da linha de base. Ou seja, o método proposto não inclui a restrição adicional sobre os coeficientes do filtro para imunidade à variação da linha de base. Foi demonstrado que, através do conhecimento prévio da linha de base do sinal, é possível melhorar, consideravelmente, a eficiência na detecção de sinais válidos. Embora o método proposto seja vulnerável às variações na linha de base dos sinais, este pode ser considerado, aproximadamente, estacionário para os eventos de colisão adquiridos em 2010 e 2011. Além disso, foi mostrado que o filtro proposto apresenta um erro menor na estimativa *online* de energia que o método atual.

Foi demonstrado que somando-se os sinais correspondentes à mesma célula aumenta a eficiência de detecção, quando comparada àquela obtida no cenário atual, em que a amplitude final da célula é a soma das amplitudes reconstruídas por canal. Mais uma vez, o erro na estimativa utilizando esta configuração é ainda menor.

Este trabalho tem sido apresentado frequentemente nas reuniões do TileCal, no CERN, e a colaboração tem demonstrado bastante interesse na implementação da técnica proposta nos DSPs, para realizar a seleção de sinais e estimativa de energia

*online*. Atualmente os recursos disponíveis nos DSPs do TileCal estão limitados e impedem a implementação da técnica proposta, devido ao esforço computacional de estimativa do pedestal. Entretanto, encontra-se em andamento o projeto de *upgrade* da eletrônica do TileCal. Com a nova configuração dos RODs, munidas de dispositivos FPGAs e DSPs, a técnica proposta poderá ser facilmente testada. Estuda-se, ainda, o emprego da técnica proposta de estimação *online* de energia para o calorímetro eletromagnético do ATLAS, uma vez que a SNR para este calorímetro é pior que a do TileCal.

Outro resultado positivo deste trabalho que vale ser destacado é o interesse da colaboração TileCal na implementação do filtro proposto no ambiente Athena, do ATLAS. O Athena é o ambiente *offline* do ATLAS utilizado para reconstrução dos eventos. Esta tarefa está em discussão e, em breve, uma variável referente à estimativa de energia pelo filtro proposto será adicionada no pacote padrão de reconstrução de eventos do TileCal para uso da colaboração.

Com o aumento da luminosidade e da taxa de eventos, programado para 2012, a linha de base dos sinais pode variar devido ao efeito de empilhamento de sinais, onde sinais são sobrepostos e o sinal resultante tem contribuição de dois ou mais eventos. Além do TileCal, vários sistemas do CERN irão observar o efeito de empilhamento de sinais, e uma opção poderá ser o emprego de métodos sofisticados como as técnicas adaptativas [44].

Motivado pelo cenário não-estacionário do ruído no TileCal durante a operação em alta taxa de eventos, as propostas de trabalhos futuros concentram-se no estudo da utilização de uma abordagem adaptativa para estimação da linha de base do sinal de entrada e da matriz de covariância do ruído. Através dessa nova abordagem, espera-se caracterizar melhor o ruído eletrônico de fundo do TileCal, uma vez que este não possuirá uma matriz de covariância única, como considerado no ambiente atual do TileCal. Como resultado de uma melhor caracterização do ruído os coeficientes dos filtros de reconstrução da energia podem ser calculados de forma mais precisa, mantendo a eficiência de detecção constante.

# Referências Bibliográficas

- [1] SÁNCHEZ, C. A. S. *Implementation of the ROD Crate DAQ Software for the ATLAS Tile Calorimeter and a Search for a MSSM Higgs Boson Decaying into Tau Pairs*. Tese de Ph.D., Universitat de València - CSIC, Valência, Espanha, 2010.
- [2] THE ATLAS COLLABORATION. “The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”, *Journal of Instrumentation*, *JINST 3 S08003*, 2008.
- [3] ATLAS. “The ATLAS Experiment at CERN”. , maio 2012. Disponível em: <<http://www.atlas.ch>>.
- [4] EDWARDS, D. A., SYPHERS, M. J. *An Introduction to the Physics of High Energy Accelerators*. Wiley-Interscience, 1992.
- [5] NEEMAN, Y., KIRSH, Y. *The Particle Hunters*. Cambridge University Press, 1996.
- [6] COTTINGHAM, W. N., GREENWOOD, D. A. *An Introduction to the Standard Model of Particle Physics*. Cambridge University Press, 1998.
- [7] <http://www.cern.ch> (acessado em fevereiro de 2012).
- [8] <http://www.fnal.gov> (acessado em fevereiro de 2012).
- [9] <http://www.desy.de> (acessado em fevereiro de 2012).
- [10] <http://www.kek.jp> (acessado em fevereiro de 2012).
- [11] EVANS, L., BRYANT, P. “LHC Machine”, *Journal of Instrumentation*, *JINST 3 S08001*, 2008.
- [12] THE CMS COLLABORATION. “The CMS experiment at the CERN LHC”, *Journal of Instrumentation*, *JINST 3 S08004*, 2008.
- [13] THE ALICE COLLABORATION. “The ALICE experiment at the CERN LHC”, *Journal of Instrumentation*, *JINST 3 S08002*, 2008.



- [14] THE LHCb COLLABORATION. “The LHCb Detector at the LHC”, *Journal of Instrumentation*, *JINST 3 S08005*, 2008.
- [15] PERRODO, P. “The ATLAS liquid argon calorimetry system”, *Proceedings of ICHEP*, pp. 909–912, 2002.
- [16] THE ATLAS COLLABORATION. *Tile Calorimeter*. Technical Design Report, CERN/LHCC/96-42, 1996.
- [17] PALESTINI, S. “The Muon Spectrometer of the ATLAS Experiment”, *Nuclear Physics B*, v. 125, pp. 337–345, 2003.
- [18] ROS, E. “ATLAS inner detector”, *Nuclear Physics B - Proceedings Supplements*, v. 120, pp. 235–238, 2003.
- [19] ATLAS. *Inner Detector*. Technical Design Report, Volume I, CERN/LHCC/97-16, 1997.
- [20] DAS, A., FERBEL, T. *Introduction to Nuclear and Particle Physics*. John Wiley and Sons, 2003.
- [21] ATLAS. *Muon Spectrometer*. Technical Design Report, CERN/LHCC/97-22, 1997.
- [22] WIGMANS, R. *Calorimetry - Energy Measurement in Particle Physics*. Oxford University Press, 2000.
- [23] TILECAL COLLABORATION. *ATLAS Tile Calorimeter Technical Design Report*. Atlas tdr 3, cern/lhcc/96-42, CERN, Geneva, 1996.
- [24] ATLAS COLLABORATION. *ATLAS high-level trigger, data-acquisition and controls: Technical Design Report*. Atlas-tdr-016, cern-lhcc-2003-022, CERN, Geneva, 2003.
- [25] CHADELAS, R. “High voltage distributor system for the tile hadron calorimeter of the atlas detector”, *ATL-TILECAL-2000-003*, 2003.
- [26] ANDERSON, K., ET AL. “Design of the front-end analog electronics for the ATLAS Tile Calorimeter”, *Nucl. Instrum. Meth.*, p. A(551):469476, 2005.
- [27] INSTRUMENTS, T. *TMS320C6000 CPU and instruction set reference guide*. SPRU189F, 2000.
- [28] FULLANA, E., ET AL. “Digital Signal Reconstruction in the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter”, *IEEE Trans. on Nuclear Science*, v. 53, n. 4, pp. 2139–2143, ago. 2006.

- [29] SCHLAGER, G. “The status and performance of the ATLAS hadronic tile calorimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, v. 581, pp. 393–396, 2007.
- [30] TREES, H. L. V. *Detection, Estimation and Modulation Theory, Part I*. Wiley, 2001.
- [31] SHANMUGAN, K. S., BREIPOHL, A. *Random Signals - detection, estimation and data analysis*. Wiley, 2001.
- [32] CLELAND, W., STERN, E. “Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, v. 338, pp. 467–497, 1994.
- [33] CMS COLLABORATION. *The Electromagnetic Calorimeter Technical Design Report*. CERN/LHCC 1997-033, CERN, Geneva, 1997.
- [34] RAYMOND, M. “The MGPA Electromagnetic Calorimeter Readout Chip for CMS”. In: *Proceedings of the 9th Workshop on Electronics for the LHC Experiments*, pp. CERN–LHCC–2003–055, 2003.
- [35] CMS COLLABORATION. “Reconstruction of the signal amplitude of the CMS electromagnetic calorimeter”. , 2012. Disponível em: <[http://cdsweb.cern.ch/record/933702/files/NOTE2006\\_037.pdf](http://cdsweb.cern.ch/record/933702/files/NOTE2006_037.pdf)>.
- [36] PAGANINI, P., VAN VULPEN, I. “Pulse amplitude reconstruction in the CMS ECAL using the weights method”. , out. 2004. Disponível em: <[http://cdsweb.cern.ch/record/801816/files/note04\\_025.pdf](http://cdsweb.cern.ch/record/801816/files/note04_025.pdf)>.
- [37] VALERO, A., ET AL. “Implementation and performance of the signal reconstruction in the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter”. , 2012. Disponível em: <<http://cdsweb.cern.ch/record/1381535>>.
- [38] PAPOULIS, S. *Probability, Random Variable and Stochastic Processes*. McGraw Hill, 1991.
- [39] JOLLIFFE, I. T. *Principal Component Analysis*. Springer, segunda edição, 2002.
- [40] TYLMAD, M., ET AL. “Pulse shapes for signal reconstruction in the ATLAS Tile Calorimeter”, *16th IEEE-NPSS*, pp. 543–547, 2009.
- [41] MITRA, S. K. *Digital Signal Processing: A Computer Based Approach*. McGraw-Hill, 1998.

- [42] BRUN, R., RADEMAKERS, F. “ROOT - An Object Oriented Data Analysis Framework”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, v. 389, pp. 81–86, 1997.
- [43] FRUEHWIRTH, R., PERNEGGER, H., FRIEDL, M. “Convolutated Landau and Gaussian Fitting Function (using ROOT’s Landau and Gauss functions)” . <http://root.cern.ch/root/html/tutorials/fit/langaus.C.html> (acesado em janeiro 2012).
- [44] DINIZ, P. *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementations*. Springer, 2008.

# Apêndice A

## Publicações

1. Bernardo S.-M. Peralva, Luciano M. A. Filho, Augusto S. Cerqueira, José M. de Seixas. *Optimal Signal Selection for a Highly Segmented Detector*, 39<sup>th</sup> International Congress on Noise and Control Engineering (INTERNOISE), 2010, Lisboa, Portugal.

**Abstract:** This work presents an extensive study of signal detection against noise for a high-energy calorimeter (energy measurement) in the context of particle collider experiments. We aim at selecting the calorimeter cells (10,000 readout channels available, most of them with no signal) that should be considered for energy reconstruction. Several techniques for the signal detection are employed such as Maximum Likelihood, independent component analysis and neural processing. The results show that the neural network approach for signal detection surpasses the other techniques in terms of both performance and implementation complexity.

2. Bernardo S.-M. Peralva, Luciano M. A. Filho, Augusto S. Cerqueira, José M. de Seixas. *Análise e Calibração da Informação de Primeiro Nível de Trigger do Tilecal*, 2010, XXXI Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, Passa Quatro, MG, Brasil.

**Resumo:** O Calorímetro de Telhas (Tilecal) é responsável pela calorimetria hadrônica do experimento ATLAS no Grande Colisionador de Prótons (LHC). O Tilecal possui mais de 10.000 canais de leitura divididos em quatro partições lógicas e, como, no LHC, as colisões podem ocorrer em intervalos de até  $25ns$ , uma quantidade imensa de dados é gerada, devendo ser filtrada pelo sistema de validação de eventos online do ATLAS, o qual é dividido em 3 níveis sequenciais. Uma informação compactada do Tilecal é utilizada pelo primeiro nível de validação, chamada de Torre de Trigger do Tilecal, o que representa mais de 2000 sinais a serem analisados. Este trabalho apresenta o desenvolvimento de uma ferramenta de análise para as torres de Trigger do Tilecal,

permitindo sua calibração. O sistema desenvolvido é basicamente dividido em 3 etapas de processamento. A primeira etapa é responsável pela aquisição da resposta das Torres de Trigger a um sinal de calibração do detector, que é gerado através da injeção de carga pelo seu circuito de front-end. Nesta etapa, diferentes valores de carga são injetados e os valores de energia resultantes na saída das Torres de Trigger são adquiridos. A segunda etapa é realizada de forma *offline*, obtendo-se os valores médio e RMS da energia obtida em cada Torre de Trigger, para os diversos valores de carga injetados, a linearidade de cada Torre de Trigger, entre outros índices de desempenho. Na terceira etapa, patamares são definidos de forma a identificar canais com problemas de hardware e de calibração. O comportamento de cada canal é armazenado em um banco de dados para estudos da estabilidade dos canais em função do tempo. Este sistema encontra-se atualmente em operação e os estudos dos canais que apresentam comportamento fora das especificações estão em curso.

3. Bernardo S.-M. Peralva, Luciano M. A. Filho, Augusto S. Cerqueira, José M. de Seixas. *An Alternative Method For Tilecal Signal Detection and Amplitude Estimation*, 2011, 14<sup>th</sup> International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques, London, UK.

**Abstract:** The Tile Barrel Calorimeter (TileCal) is the central section of the hadronic calorimeter of ATLAS. It is a key detector for the reconstruction of hadrons, jets, taus and missing ET and it assists the muon measurements due to a low signal-to-noise ratio. The energy deposited in each cell is read out by two electronic channels for redundancy and is estimated by reconstructing the amplitude of the digitized signal pulse sampled every  $25ns$ . This work presents an alternative approach for TileCal signal detection and amplitude estimation under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions, exploring the applicability of a Matched Filter. The proposed method is compared to the Optimal Filter algorithm, that is currently been used at TileCal for energy reconstruction. The results for a simulated data set showed that for conditions where the signal pedestal could be considered stationary, the proposed method achieves a better SNR performance than the Optimal Filter technique.

# Apêndice B

## Sistema de Coordenadas do ATLAS

O sistema de coordenadas usados em experimentos com feixes não é o sistema polar. É um sistema adequado ao formato cilíndrico dos detectores dispostos ao redor do ponto de impacto, ou seja, um sistema que acompanha a direção dos feixes de partículas provenientes da colisão. As coordenadas empregadas são  $\eta$ ,  $\phi$  e  $z$  em contraposição a  $x$ ,  $y$  e  $z$ . Os termos  $\eta$  e  $\phi$  seguem a uma transformação não-linear de  $x$  e  $y$ .

$$\phi = \arctan \frac{x}{y} \quad (\text{B.1})$$

$$\eta = -\log\left(\tan \frac{\phi}{2}\right) \quad (\text{B.2})$$

A Figura B.1 pode ser explicativa quanto ao sistema. Em sua parte superior, é possível ver um esquema do barril e da tampa de um detector, mostrando como se comportam as coordenadas tomando por referência as coordenadas cartesianas  $x$ ,  $y$  e  $z$  (marcadas em pontilhado). Nota-se que a variável  $\phi$  representa a rotação e a variável  $\eta$  (também chamada de pseudo-rapidez) representa a direção de projeção das partículas, após a colisão.

Os valores dados das variáveis  $\eta$  e  $\phi$  são apenas para referência do leitor. A variável  $\phi$ , como é possível ver no canto direito da parte superior da figura, possui uma região em que dois valores são possíveis: 0 e  $2\pi$ . Esta área é chamada de região *wrap-around*. Cálculos utilizando esta variável devem atentar para este fato.

Os detectores são simétricos, com relação ao eixo  $\phi$ . A construção dos dispositivos é feita em gomos.

Repara-se que quando alcança o eixo  $z$ ,  $\eta = 1$ , isto significa que objetos com valores grandes em  $\eta$  representam colisões onde as partículas do feixe apenas se desviaram, não havendo, usualmente informações interessantes de análise pois re-

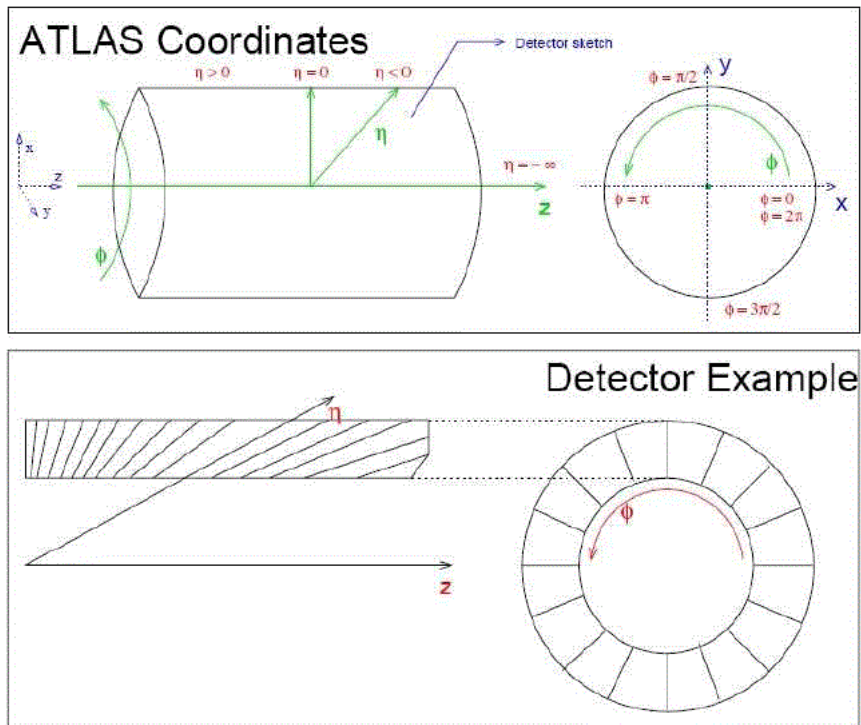


Figura B.1: O sistema de coordenadas do ATLAS.

presentam choques elásticos. É comum utilizar-se detectores com baixa resolução quando  $\eta > 3$ .

Na parte inferior da Figura B.1, é possível ver um exemplo de como um detector genérico é segmentado, acompanhando as coordenadas  $\eta$  e  $\phi$ , tanto para o barril, quanto para uma tampa.