



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Tecnologia e Ciências

Instituto Politécnico

Guilherme Inácio Gonçalves

**Estimação de energia para calorímetros finamente segmentados
operando em condições severas de empilhamento de sinais**

Nova Friburgo

2020

Guilherme Inácio Gonçalves

**Estimação de energia para calorímetros finamente segmentados operando em
condições severas de empilhamento de sinais**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.



Orientador: Prof. Dr. Bernardo Sotto-Maior Peralva
Coorientador: Prof. Dr. Luciano Manhães de Andrade Filho

Nova Friburgo
2020

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ / REDE SIRIUS / BIBLIOTECA CTC/E

G635 Gonçalves, Guilherme Inácio.

Estimação de energia para calorímetros finamente segmentados
operando em condições severas de empilhamento de sinais /
Guilherme Inácio Gonçalves. - 2020.

93 f. : il.

Orientador: Bernardo Sotto-Maior Peralva.

Coorientador: Luciano Manhães de Andrade Filho.

Dissertação (mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Instituto Politécnico.

1. Calorimetria – Teses. 2. Estimativa de parâmetros – Modelos matemáticos – Teses. 3. Processamento de sinais– Métodos de simulação - Teses. 4. Partículas (Física nuclear) – Detectores – Teses.
I. Peralva, Bernardo Sotto-Maior. II. Andrade Filho, Luciano Manhães de. III. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Instituto Politécnico. IV. Título.

CDU 536.6:621.391

Bibliotecária Cleide Sancho CRB7/5843

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta dissertação, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Guilherme Inácio Gonçalves

**Estimação de energia para calorímetros finamente segmentados operando
em condições severas de empilhamento de sinais**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional do Instituto Politécnico, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Aprovado em 27 de abril de 2020.

Banca examinadora:

Prof. Bernardo Sotto-Maior Peralva, D.Sc. – Orientador
Instituto Politécnico – UERJ

Prof. Luciano Manhães de Andrade Filho, D.Sc. - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora – UFJF

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.
Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ

Prof. Augusto Santiago Cerqueira, D.Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora – UFJF

Prof. Francisco Duarte Moura Neto, Ph.D.
Instituto Politécnico – UERJ

Nova Friburgo

2020

DEDICATÓRIA

À minha esposa e à minha família, devido ao apoio incondicional em sem fronteiras dado a mim durante a minha formação, sem os quais este projeto não seria possível.

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a Deus, autor da minha vida.

Agradeço à minha esposa Thaís, por seu amor, dedicação e renúncia, fundamental em minha vida.

Agradeço à minha família, base da minha formação como ser humano. Aos meus pais Edgard e Ângela, ao meu irmão Willian e à minha cunhada Suiane.

Agradeço ao meu orientador, prof. Bernardo, que além de ser um professor por excelência, é um grande amigo.

Agradeço ao meu co-orientador, prof. Luciano, uma pessoa incrível que pude conhecer e conviver durante a elaboração deste trabalho.

Agradeço à UERJ, instituição em que me formei em Engenharia e também tive o privilégio de ingressar no Mestrado. Lugar onde tive a honra de aprender com professores incrivelmente capacitados, que me inspiraram a investir em minha formação acadêmica.

Agradeço ao grupo brasileiro do CERN, em especial ao Seixas, que me confiou a responsabilidade de poder colaborar por um ano nessa instituição fantástica, experiência tal que mudou completamente minha vida, em todos os sentidos.

Agradeço aos colegas do CERN, Oleg, Sasha e Pawel, pelo privilégio imensurável de poder aprender um pouco com cada um deles.

Agradeço à FAPERJ, FAPEMIG, CNPq e RENAFAE pelo suporte para a realização deste trabalho. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

O temor do Senhor é o princípio da sabedoria.
Salmos 111:10

RESUMO

GONÇALVES, G. I. *Estimação de energia para calorímetros finamente segmentados operando em condições severas de empilhamento de sinais.* 2020. 93 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional) – Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Nova Friburgo, 2020.

Problemas de estimação de sinais são comuns em várias áreas das engenharias. Em tais problemas, usualmente, trabalha-se com equações ou modelos a partir dos quais parâmetros específicos precisam ser calculados para que propriedades e características dos sinais possam ser estudadas. Em calorimetria de altas energias, por exemplo, a energia da partícula é absorvida e amostrada pela eletrônica de leitura que fornece um pulso característico, onde sua amplitude é proporcional à energia depositada. Entretanto, em condições de alta taxa de eventos e alta luminosidade, como as observadas no acelerador de partículas LHC, operado no CERN, o sinal amostrado pode conter informações de colisões adjacentes, resultando no efeito de empilhamento de sinais e dificultando a estimação da amplitude do sinal de interesse. Neste contexto, um modelo determinístico para o sinal, tipicamente adotado para estimação da amplitude, torna-se inviável para níveis severos de empilhamento. Desta forma, este trabalho propõe um método de estimação da amplitude (energia) baseado na teoria do Filtro de Wiener-Hopf, em que um modelo para a representação dos sinais não é necessário. Para avaliar a eficiência da abordagem proposta, uma ferramenta de simulação de sinais foi desenvolvida e conjuntos de dados foram gerados considerando o calorímetro de telhas do ATLAS no LHC operando em diferentes condições de empilhamento de sinais. Além disso, dados adquiridos durante operação nominal do LHC também foram utilizados. Os resultados mostram que a eficiência da abordagem proposta supera a de métodos atualmente utilizados para condições severas de empilhamento de sinais, proporcionando ganhos em termos de dispersão do erro de estimação em torno de 30% para dados reais e dados simulados. Também foi observado que para faixas de baixa e média ocupação, a eficiência do método proposto é superada por métodos alternativos.

Palavras-chave: Estimação de sinais. Filtros de Wiener-Hopf. Filtragem ótima.
Calorimetria de altas energias.

ABSTRACT

GONÇALVES, G. I. *Energy estimation for finely segmented calorimeters operating under severe signal pile-up conditions.* 2020. 93 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional) – Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Nova Friburgo, 2020.

Signal estimation problems are common in several areas of engineering. In such problems, usually, one works with equations or models from which specific parameters need to be calculated so that properties and characteristics of signals can be studied. In high energy calorimetry, for example, the energy of the particle is absorbed and sampled by the reading electronics that provides a characteristic pulse, where its amplitude is proportional to the deposited energy. However, in conditions of high event rate and high luminosity, such as those observed in the LHC particle accelerator, operated at CERN, the sampled signal may contain information about adjacent collisions, resulting in the effect of pile-up and making it difficult to estimate the amplitude of the signal of interest. In this context, a deterministic model for the signal, typically adopted for amplitude estimation, becomes unfeasible for severe levels of pile-up. Thus, this work proposes a method for amplitude (energy) estimation based on the Wiener-Hopf filter theory, in which a model for the representation of the signals is not necessary. To evaluate the efficiency of the proposed approach, a signal simulation tool was developed and data sets were generated considering the ATLAS tile calorimeter at the LHC operating under different signal pile-up conditions. In addition, data acquired during nominal operation of the LHC was used. The results show that the efficiency of the proposed approach surpasses those of methods currently used for severe signal pile-up conditions, providing gains in terms of dispersion of the estimation error around 30% for real data and simulated data. It was also observed that for low and medium occupation ranges, the efficiency of the proposed method is surpassed by alternative methods.

Keywords: Signal estimation. Wiener-Hopf filters. Optimal filtering. High energy calorimetry.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	- Vista noturna do globo de ciência e inovação no CERN.	18
Figura 2	- Complexo de aceleradores do CERN.	20
Figura 3	- Visão geral do LHC.	21
Figura 4	- Imagem gerada por computador de todo o experimento ATLAS.	22
Figura 5	- Sistema de coordenadas do ATLAS.	23
Figura 6	- Diagrama dos caminhos das partículas no interior de um experimento de física de altas energias.	23
Figura 7	- Imagem gerada por computador do sistema de calorimetria do ATLAS.	25
Figura 8	- Estrutura de um módulo do TileCal.	26
Figura 9	- Esquemático das células do TileCal.	27
Figura 10	- Pulso de referência do TileCal.	28
Figura 11	- Sistema de <i>trigger</i> do ATLAS e seus níveis.	29
Figura 12	- Ilustração do efeito de empilhamento de sinais no TileCal.	30
Figura 13	- Modelagem de um sistema linear para o problema de empilhamento.	40
Figura 14	- Pulso produzido pelo calorímetro eletromagnético ATLAS.	45
Figura 15	- Pulso produzido pelo calorímetro eletromagnético do CMS.	46
Figura 16	- Representação em diagrama de blocos do problema de filtragem estocástica.	48
Figura 17	- Representação da matriz de correlação de um dos conjuntos de ruído de simulação utilizando um mapa de tons de cinza.	55
Figura 18	- Média e desvio padrão do erro de estimativa para diferentes intensidades de ocupação.	59
Figura 19	- Distribuição da primeira amostra dos eventos do conjunto de ruído de simulação com ajuste Gaussiano.	61
Figura 20	- Média e desvio padrão do erro de estimativa para diferentes valores de SNR.	62
Figura 21	- Teste de linearidade do filtro de Wiener.	63
Figura 22	- Ruído médio (em contagens de ADC) para diferentes posições no trem de colisão	65
Figura 23	- Esquema do projeto dos pesos do filtro de Wiener otimizados para a posição do <i>bunch-crossing</i> (BC).	66
Figura 24	- Células de alta ocupação do TileCal.	67
Figura 25	- Distribuição da primeira amostra dos eventos do conjunto de ruído com dados reais.	68
Figura 26	- Espectro de energia dos estimadores COF, OF2 e Wiener para uma célula de alta ocupação.	70

Figura 27 - Variação da média e do desvio padrão da distribuição de energia para dados reais.	71
Figura 28 - Correlação entre o filtro de Wiener e método OF2.	72
Figura 29 - Mapas de calor comparativos entre o filtro de Wiener e OF2.	73
Figura 30 - Mapas de calor comparativos entre o filtro de Wiener e COF.	75
Figura 31 - Variação da média e do desvio padrão para dados reais.	76
Figura 32 - Ruído médio (em contagens de ADC) para diferentes posições no trem de colisão em dados de Monte Carlo	78
Figura 33 - Histograma do erro de estimativa associado a cada método.	79
Figura 34 - Eficiência de estimativa para diferentes posições no trem de colisão para dados de Monte Carlo	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	- Variação do <i>cross-talk</i> para diferentes frações de divisão do conjunto de dados.	55
Tabela 2	- Média e desvio padrão do erro de estimação para diferentes valores de ocupação.	57
Tabela 3	- Média e desvio padrão do erro de estimação para diferentes valores de SNR.	60
Tabela 4	- Média e desvio padrão da energia reconstruída para diferentes valores de $\langle\mu\rangle$.	69
Tabela 5	- Média e desvio padrão do erro de estimação para $\langle\mu\rangle = 200$.	80

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ATLAS	<i>A Toroidal LHC Apparatus</i>
BC	<i>Bunch Crossing</i>
CERN	<i>Centre Européenne pour La Recherche Nucléaire</i>
COF	<i>Constrained Optimal Filter</i>
DAQ	<i>Data Acquisition</i>
DSP	<i>Digital Signal Processor</i>
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
HLT	<i>High Level Trigger</i>
LAr	<i>Liquid Argon Calorimeter</i>
LHC	<i>Large Hadron Collider</i>
MF	<i>Matched Filter</i>
MLE	<i>Maximum Likelihood Estimator</i>
OF	<i>Optimal Filter</i>
PMT	<i>Photo-multiplier Tube</i>
SNR	<i>Signal-Noise Ratio</i>
TDAQ	<i>Trigger and Data Acquisition</i>
WLS	<i>Wavelength Shifting</i>

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	14
1	O AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO: LHC, ATLAS E TICLECAL	18
1.1	O CERN	18
1.2	O acelerador de partículas LHC	19
1.3	O experimento ATLAS	21
1.3.1	<u>Sistema de calorimetria do ATLAS</u>	24
1.3.2	<u>O Calorímetro de Telhas do ATLAS</u>	24
1.3.3	<u>Sistema de filtragem de eventos do ATLAS</u>	27
1.4	O Programa de atualização do ATLAS	29
2	RECONSTRUÇÃO DE ENERGIA EM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS	32
2.1	Estimação de parâmetros	32
2.2	Estimador de Máxima Verossimilhança	34
2.3	Estimadores de energia em calorimetria	36
2.3.1	<u>O estimador OF2</u>	37
2.3.2	<u>O estimador COF</u>	39
2.3.3	<u>Abordagem alternativa baseada na teoria de detecção: O estimador MF</u>	41
2.3.3.1	<u>Detecção do sinal</u>	42
2.3.3.2	<u>Estimação da amplitude</u>	44
2.3.4	<u>Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do ATLAS</u>	44
2.3.5	<u>Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do CMS</u>	44
3	ESTIMAÇÃO DE ENERGIA EM CALORIMETRIA BASEADA NA FILTRAGEM DE WIENER-HOPF	47
3.1	Filtro de Wiener-Hopf para reconstrução de energia em calorimetria	47
4	RESULTADOS	52
4.1	Simulação do sinal de um calorímetro imerso em ruído	52
4.1.1	<u>Conjunto de dados</u>	53
4.1.2	<u>Projeto do filtro de Wiener</u>	56
4.1.3	<u>Analise da eficiência da estimação de amplitude</u>	56
4.1.3.1	<u>Linearidade do estimador</u>	58
4.1.4	<u>Pesquisa reproduzível</u>	61
4.2	Resultado com dados reais do calorímetro de telhas do ATLAS	63
4.2.1	<u>Conjunto de dados</u>	63
4.2.2	<u>Projeto do filtro no ambiente do ATLAS</u>	64

4.2.2.1	Resultados para células de altíssima ocupação	66
4.2.2.2	Resultado para todas as células do calorímetro	72
4.3	Perspectivas futuras para alta luminosidade	77
4.3.1	<u>Conjunto de dados</u>	77
4.3.2	<u>Análise de eficiência para dados simulados por Monte Carlo</u>	79
	CONCLUSÃO	82
	REFERÊNCIAS	84
	APÊNDICE A – Publicações científicas	89
	APÊNDICE B – Contribuições na Colaboração ATLAS	92

INTRODUÇÃO

O desenvolvimento científico é sem dúvida um dos grandes motores de transformação da humanidade, em todas as esferas. Desde o início da trajetória do homem no planeta Terra, a busca pelo conhecimento tem quebrado fronteiras e limites que o proporcionou se estabelecer como espécie e, além disso, explorar o universo em escalas muito diversas, que vão desde partículas subatômicas a aglomerado de galáxias. A Matemática tem um grande e fundamental papel neste desenvolvimento, proporcionando ao homem descrever fenômenos naturais e, de forma sistemática, explorá-los a fim de compreendê-los em todas as suas complexidades.

Com o advento da tecnologia, o surgimento de computadores com capacidade de processamento e armazenamento cada vez maiores, em conjunto com grandes avanços nas áreas de instrumentação e experimentação, trazem para ciência muitos benefícios, possibilitando a exploração de novos temas, trazendo novos desafios que instigam a curiosidade e motivam o progresso da pesquisa científica.

Um dos campos de pesquisa que merece destaque é a área de estimação de parâmetros, onde são empregados métodos computacionais para inferir características de modelos matemáticos em geral, possibilitando reconstruir ou prever eventos e também proporcionar informações relevantes para tomada de decisões. Com uma ampla aplicabilidade, o problema de estimação de parâmetros em geral tem contribuído para diversas áreas como economia, biologia, química, telecomunicações, processamento de sinais, entre outros. Em física de altas energias, por exemplo, estimadores são projetados para a estimação de parâmetros como o momento e a energia de partículas geradas por colisões subatômicas.

Motivada pelo objetivo de explicar fenômenos da natureza previstos por modelos teóricos, ou mesmo explorar comportamentos desconhecidos, a comunidade científica não poupa esforços para construir experimentos cada vez mais inovadores e complexos. Neste contexto, a Física de Alta Energia estuda os elementos mais fundamentais da natureza, as partículas que constituem a massa e a radiação. Alguns dos equipamentos utilizados para estudar o comportamento de partículas elementares são os aceleradores de partículas. Nesses equipamentos, feixes de partículas são acelerados próximos à velocidade da luz em sentidos opostos para serem colididos. Alternativamente, um único feixe é acelerado para colidir com alvos fixos. Independentemente da estratégia, experimentos são construídos em torno do ponto de colisão de modo a fazerem a leitura dos subprodutos das colisões.

A instrumentação para experimentos em física de altas energias lida com enormes desafios tecnológicos, principalmente na área de processamento de sinais, haja vista que uma grande variedade de sensores operam em taxas cada vez maiores, resultando em uma quantidade cada vez maior de dados a serem processados em um curto intervalo de

tempo. Neste contexto, experimentos modernos em física de altas energias se apoiam fortemente em seus sistemas de calorimetria. A principal função de um calorímetro é absorver e amostrar a energia de partículas incidentes, sendo sua informação utilizada para a reconstrução de eventos e identificação de diferentes partículas. Do ponto de vista físico, um calorímetro é composto por um bloco de material pesado suficientemente espesso para que parte da energia de uma partícula incidente seja depositada em seu interior. O tipo de material pesado pode variar de acordo com as propriedades da partícula de interesse. Inicialmente, parte da energia da partícula é dissipada em forma de calor e parte é amostrada de forma prática para o processamento.

Normalmente, um calorímetro é segmentado em inúmeras células de leitura (dezenas ou até centenas de milhares em calorímetros modernos), proporcionando resolução espacial ao detector. Tipicamente, quando uma partícula interage com o material denso do calorímetro, a mesma gera uma cascata de partículas cada vez menos energéticas, formando um chuveiro de partículas até que toda a energia seja absorvida. Parte da energia das partículas geradas neste chuveiro é amostrada por eletrodos devidamente segmentados em células. A energia depositada em cada célula é medida individualmente através de uma eletrônica dedicada.

A forma como a amostragem é realizada varia com o tipo de calorímetro e a natureza da partícula a ser absorvida e amostrada. Em calorímetros modernos, como os encontrados no LHC (da sigla em inglês, *Large Hadron Collider*), a fonte de informação é a luz emitida pela interação da partícula com algum material cintilante no interior do calorímetro. Em outros, o sinal pode ser gerado pelo processo de ionização das partículas com argônio líquido. Do ponto de vista do sistema de aquisição de dados, cada célula do calorímetro corresponde a um canal de leitura individual.

Em tais calorímetros é comum utilizar uma eletrônica independente, a qual gera um sinal elétrico que será utilizado para estimar a energia de partículas incidentes. Tipicamente, estes sinais são fornecidos por um circuito eletrônico de conformação do pulso analógico, o que confere ao pulso uma forma fixa com uma amplitude proporcional à energia da partícula. Desta forma, o problema de estimativa de energia se dá pela determinação da amplitude do pulso produzido pelas células do calorímetro. Esta dissertação se insere neste contexto, apresentando contribuições no desenvolvimento de técnicas de estimativa de energia em calorimetria de altas energias.

Motivação e Objetivo

A energia é a informação mais importante em sistemas de calorimetria de altas energias, sendo uma propriedade fundamental para a reconstrução de eventos e validação de modelos para fenômenos físicos. O problema de estimativa de energia em calorimetria,

conforme abordado anteriormente, se resume em estimar a energia depositada em cada canal de leitura e identificar os canais com informação relevante que deve ser armazenada permanentemente. Alternativamente, uma etapa de detecção pode ser aplicada, visando estimar a energia somente de canais com informação relevante.

Os métodos matemáticos para estimação de energia tipicamente empregados, formulam o problema como sendo de estimação da amplitude de um pulso imerso em um ruído aditivo, onde a identificação dos canais com informação relevante é realizada através de um corte de energia na saída do estimador. Normalmente, na modelagem do problema adotam-se hipóteses que consideram uma forma fixa do pulso e o ruído aditivo como sendo Gaussiano. Entretanto, em experimentos que operam com uma alta taxa de eventos e alta luminosidade, o problema de estimação de energia apresenta uma complexidade maior devido ao efeito de empilhamento de sinais, fenômeno em que dois ou mais pulsos ocorrem numa mesma janela de leitura. Fenômenos como esse, além das hipóteses anteriormente mencionadas, podem ser mais amplamente estudados a fim de se desenvolver estimadores mais eficientes.

Portanto, o objetivo central deste trabalho é o desenvolvimento de técnicas de estimação de energia em calorimetria de altas energias operando em altas taxas de eventos. O foco dado é no desenvolvimento, implementação e validação de uma abordagem ótima do ponto de vista da minimização do erro médio quadrático de estimação. Além disso, a proposta discutida neste trabalho busca uma solução que é independente do conhecimento da forma do pulso esperado, do modelo do ruído eletrônico e do modelo do ruído de empilhamento de sinais.

Principais Contribuições

As principais contribuições desta dissertação estão listadas a seguir:

1. Desenvolvimento de um ambiente de simulação de sinais para calorímetros operando em diversas condições de ruído (empilhamento de sinais, modelo do ruído eletrônico, correlações, etc).
2. Implementação computacional de métodos de estimação de energia para calorimetria de altas energias baseado na filtragem de Wiener-Hopf.
3. Comparação entre diferentes métodos de estimação em diferentes condições de empilhamento de sinais a fim de se identificar as condições nas quais tais métodos apresentam uma melhor eficiência.
4. Análise do desempenho de técnicas de estimação de energia em calorimetria operando com altas taxas de eventos.

5. Avaliação e implementação computacional do método proposto no contexto de um dos principais experimentos de física de partículas do mundo.

O Ambiente Experimental

Este trabalho foi desenvolvido no contexto do maior e mais energético acelerador de partículas até o momento, o LHC, localizado no CERN (da sigla em francês *Centre Européenne pour La Recherche Nucléaire*). Dentre os principais experimentos projetados para medir os subprodutos das colisões, encontra-se o ATLAS (da sigla em inglês, *A Toroidal LHC Apparatus*), um experimento de propósito geral projetado para explorar todo o potencial de descobertas e a enorme variedade de fenômenos físicos oferecidos pelo LHC. Dentre os vários detectores presentes no ATLAS, o método proposto neste trabalho foi avaliado no calorímetro hadrônico e comparado com o método de estimativa de energia atualmente empregado neste detector.

Organização textual

O Capítulo 1 irá introduzir o ambiente no qual este trabalho foi desenvolvido. O maior acelerador de partículas do mundo, o LHC, bem como os seus experimentos, serão descritos dando uma atenção especial ao experimento ATLAS e seu sistema de calorimetria. No Capítulo 2, o problema de estimativa de parâmetros aplicado à reconstrução de energia em calorimetria será abordado, bem como métodos de estimativa usualmente utilizados em calorimetria moderna. No Capítulo 3, o método proposto baseado na filtragem de Wiener-Hopf será introduzido teoricamente. No Capítulo 4, o método proposto será confrontado com métodos atualmente empregados no calorímetro de telhas do ATLAS e sua performance será analisada para diferentes cenários utilizando dados de simulação e dados reais do LHC. Por fim, as conclusões serão apresentadas e os trabalhos futuros serão discutidos.

1 O AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO: LHC, ATLAS E TILECAL

Neste capítulo, o contexto de física experimental de altas energias é apresentado. O laboratório europeu para a pesquisa nuclear e as tecnologias utilizadas nos sistemas e sensores de detecção e identificação de partículas é descrito brevemente. Por fim, o calorímetro que este trabalho utiliza como aplicação da abordagem proposta é apresentado.

1.1 O CERN

As partículas elementares e as suas interações fundamentais têm sido vastamente estudadas em uma grande variedade de experimentos por mais de um século. Inicialmente tais experimentos eram construídos e executados em pequenos laboratórios, porém frente aos desafios que hoje se encontram em física de partículas, grandes complexos científicos têm sido construídos para o desenvolvimento da pesquisa. Um dos pioneiros nos estudos de física de altas energias, o CERN é uma organização internacional de pesquisa nuclear fundada em 1954 e localizada em Genebra, na Suíça.

Figura 1 - Vista noturna do globo de ciência e inovação no CERN.



Fonte: ORDAN, 2018.

O CERN contribuiu com diversas descobertas, podendo-se citar a observação do Bóson de Higgs em 2012 (COLLABORATION, 2012), uma partícula elementar prevista pelo Modelo Padrão mas nunca antes observada, o que rendeu aos físicos teóricos François

Englert e Peter Higgs o prêmio Nobel da Física. As contribuições do CERN não se restringem apenas ao campo de física de partículas, valendo destacar a criação do padrão WWW (da sigla em inglês *World Wide Web*) nos anos 80 (CERN, 1998) e a tela sensível ao toque, mais conhecida como *touch screen*, na década de 70 (CERN, 2010).

A Figura 1 mostra o globo de ciência inovação no CERN, espaço utilizado para exibições interativas, visitas escolares e eventos em geral. O CERN realiza diversos programas como exposições, palestras, cursos presenciais e virtuais voltados para crianças e adolescentes, buscando despertar o interesse pela pesquisa científica desde o princípio da formação.

1.2 O acelerador de partículas LHC

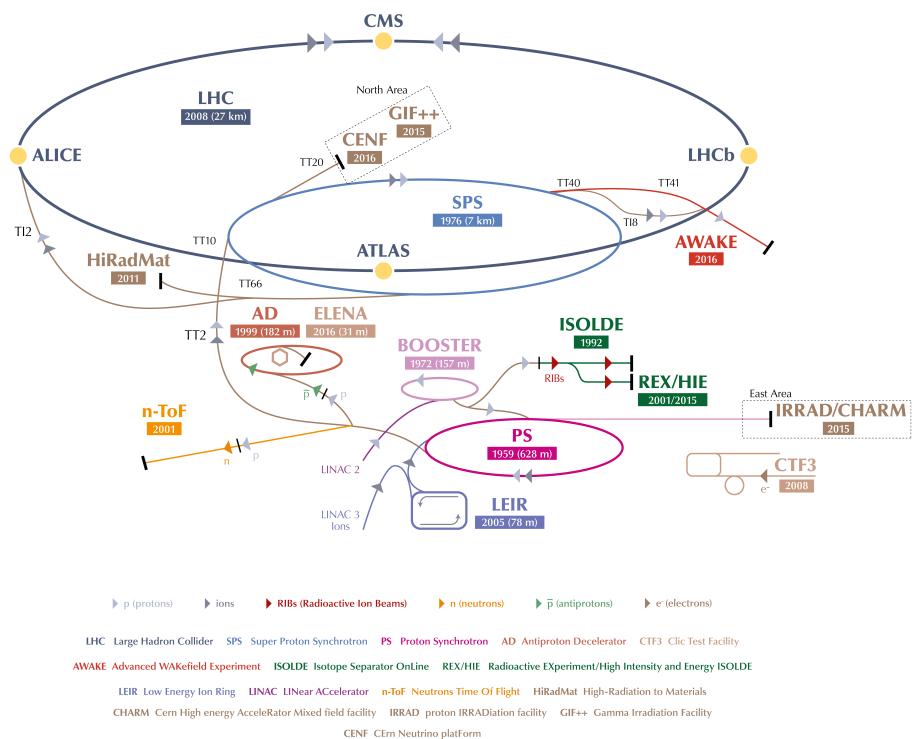
Em 1930 começaram a surgir os primeiros aceleradores de partículas, criados para investigar a estrutura nuclear do átomo. Desde então, os aceleradores vêm sendo utilizados para o estudo de vários aspectos da física de partículas. Sua função é acelerar e aumentar a energia de feixes de partículas, gerando um campo elétrico para a aceleração do feixe e um campo magnético para o direcionar. Os aceleradores podem ter uma forma de anel (aceleradores circulares), onde o feixe de partículas viaja repetidamente pelo anel, ou ainda ter a forma em linha reta (aceleradores lineares), onde o feixe viaja de uma ponta a outra do acelerador (EDWARDS; SYPHERS, 2008; GRIFFITHS, 2008).

Desde o início das atividades do CERN, vários aceleradores de partículas foram sendo construídos e atualizados. Atualmente, o LHC está sendo operado no CERN e é o maior e mais energético acelerador de partículas do mundo, registrando colisões com energia no centro de massa de 13 TeV. Este acelerador consiste em um anel de 27 km de comprimento localizado a cerca de 100 m abaixo da superfície, repleto de supercondutores magnéticos e estruturas de aceleração para impulsionar o feixe de partículas ao longo do todo o anel (EVANS; BRYANT, 2008; WIEDEMANN, 2015).

A Figura 2 mostra o complexo de aceleradores do CERN, onde o LHC é o maior anel (azul escuro). Os aceleradores menores são utilizados em cadeia para ajudar a impulsionar as partículas até suas energias finais e fornecer feixes para todo um conjunto de experimentos menores, que também visam descobrir os mistérios do Universo.

O tipo de partícula usado depende do objetivo do experimento. No LHC, são colididos feixes de prótons e também íons de chumbo, em um certo período do ano. Os prótons que compõem os feixes no anel de 27 Km vêm de uma única garrafa de gás hidrogênio, substituída apenas duas vezes por ano para garantir que ele esteja funcionando com a pressão correta (CERN, 2020). Os feixes de partículas dentro do LHC são projetados para colidir em quatro pontos específicos no anel do acelerador, correspondendo às posições dos quatro experimentos — ATLAS, CMS, ALICE e LHCb, conforme ilustrado

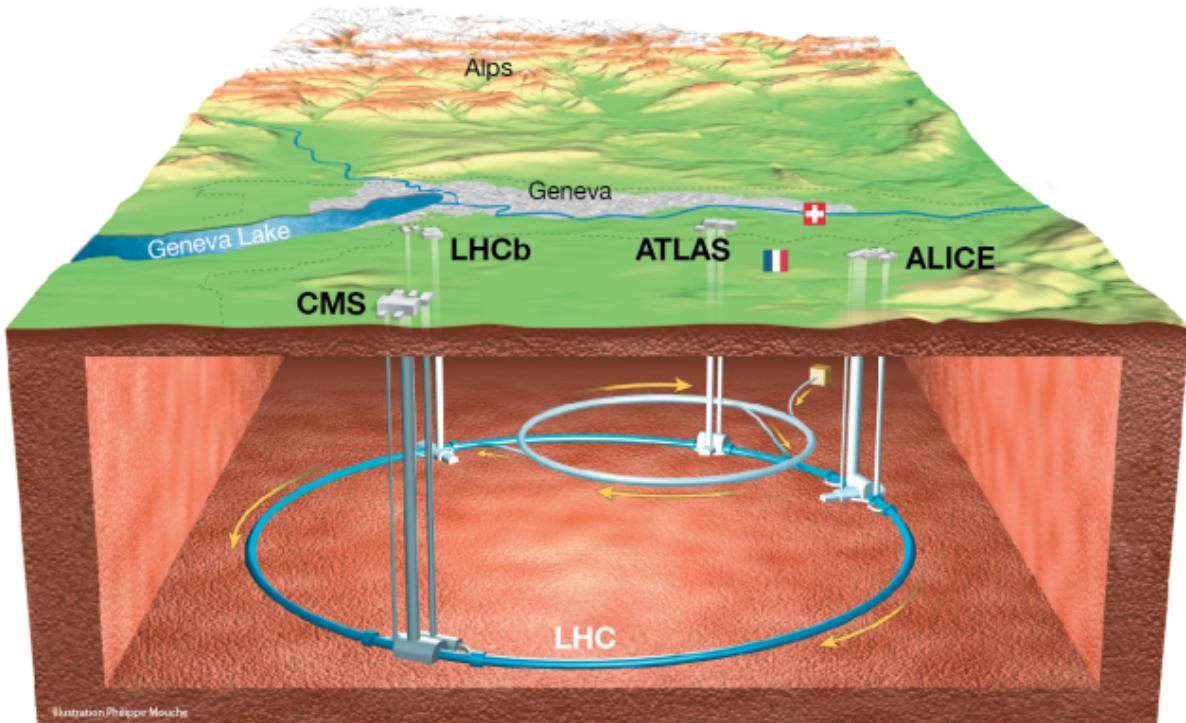
Figura 2 - Complexo de aceleradores do CERN.



Fonte: MOBS, 2016.

na Figura 3.

Figura 3 - Visão geral do LHC.



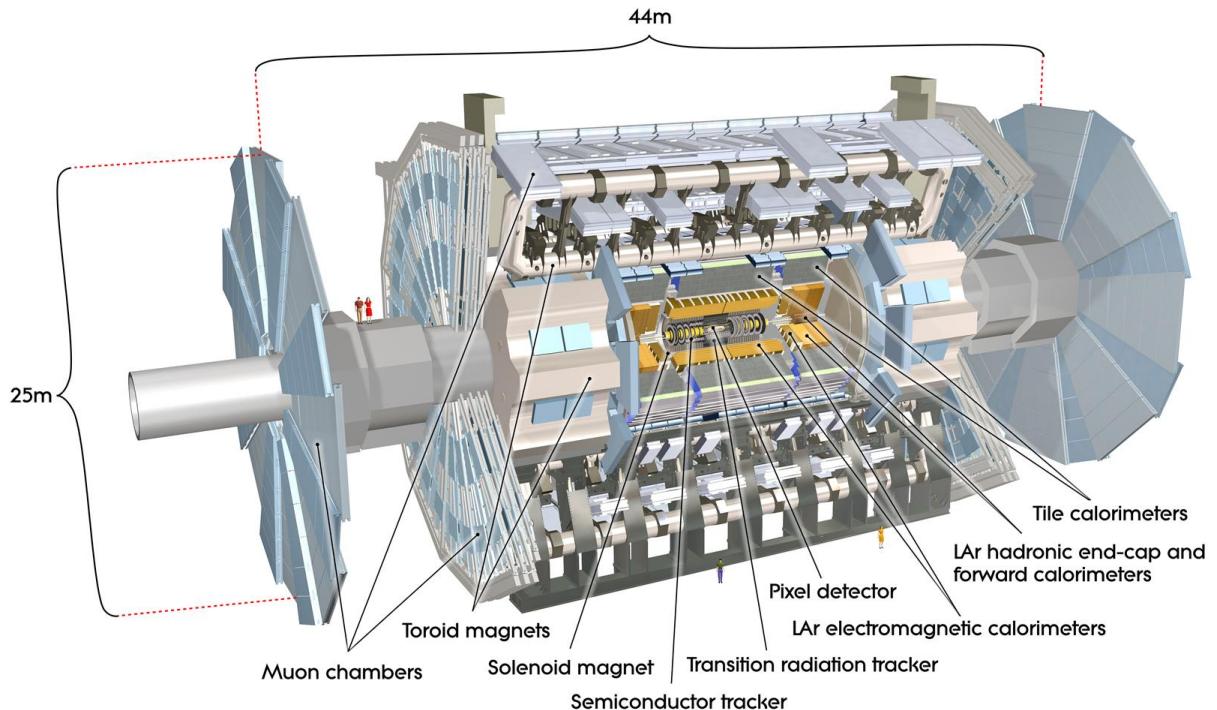
Fonte: MOUCHE, 2014.

1.3 O experimento ATLAS

Dentre os principais experimentos projetados para medir os subprodutos das colisões, encontra-se o ATLAS (COLLABORATION, 2008). Este é um experimento de propósito geral construído para analisar a maior quantidade possível de fenômenos físicos passíveis de serem gerados em colisões prótons-prótons no LHC, desde a busca pelo Bóson de Higgs até dimensões extras e partículas que poderiam compor a matéria escura. Apesar de possuir o mesmo objetivo do experimento CMS, o ATLAS utiliza diferentes tecnologias e soluções, além de um sistema magnético particular (COLLABORATION, 2008).

Os feixes de partículas vindos do LHC colidem no centro do experimento ATLAS, criando subprodutos da colisão na forma de novas partículas, que se propagam por todas as direções partindo do ponto de colisão. Seis subsistemas distintos de detectores estão arranjados em camadas em torno do ponto de colisão, a fim de se medir a trajetória,

Figura 4 - Imagem gerada por computador de todo o experimento ATLAS.



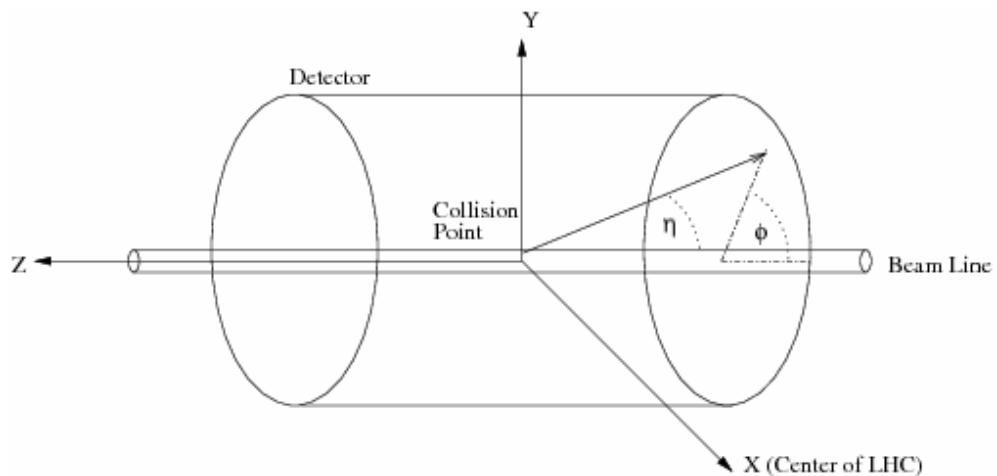
Fonte: PEQUENAO, 2008b.

momento e energia das partículas, proporcionando a identificação das mesmas.

O sistema de coordenadas do ATLAS segue a regra da mão direita, com o eixo x apontando para o centro do túnel do LHC e o eixo z apontando para ao longo do túnel. O eixo y é ligeiramente inclinado em relação à vertical, devido à inclinação geral do túnel. O ângulo azimutal ϕ é medido a partir do eixo x , em torno do feixe. O design do experimento ATLAS é simétrico em ϕ . A pseudo-rapidez η descreve o ângulo relativo entre a partícula e o feixe. Este sistema de coordenadas pode ser melhor compreendido através da Figura 5.

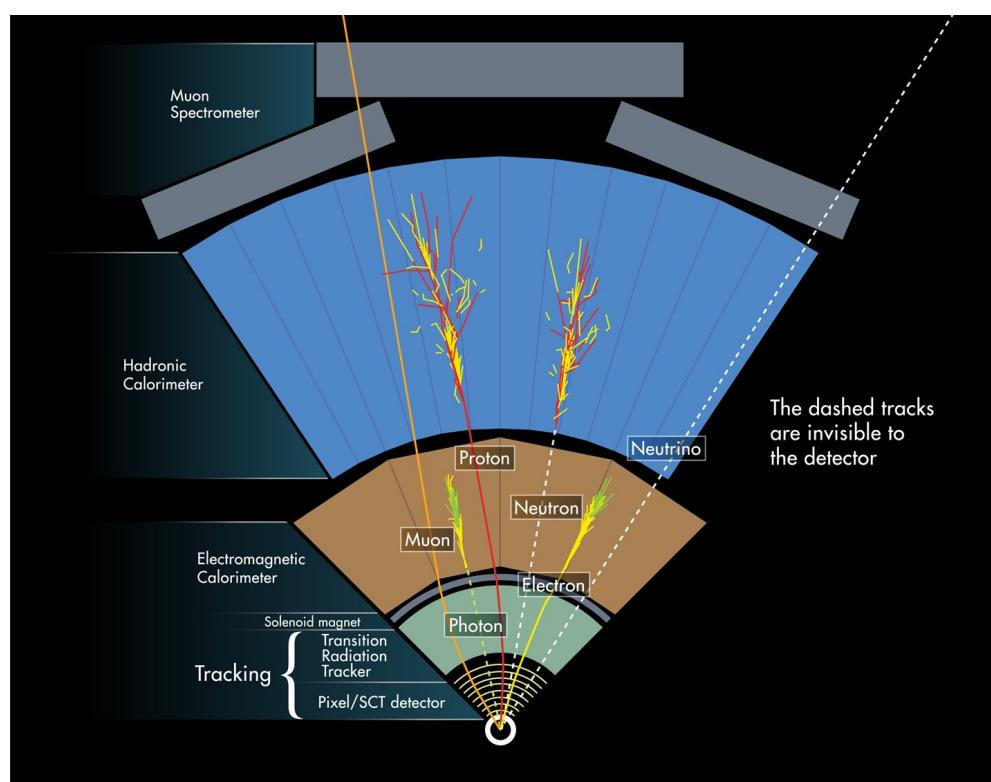
Medindo 44 m de comprimento, 25 m de altura e pesando aproximadamente 7000 t em um formato cilíndrico, o ATLAS é o maior experimento do LHC. Além dos Magnets para geração de intensos campos magnéticos que auxiliam na medida de momento das partículas carregadas, três sub-detectores básicos compõem o ATLAS (em ordem do mais interno para o mais externo): o detector de trajetórias, os calorímetros eletromagnético e hadrônico e o detector de muon, como ilustra a Figura 6 (COLLABORATION, 2008).

Figura 5 - Sistema de coordenadas do ATLAS.



Fonte: Adaptado de SCHOTT; DUNFORD, 2014.

Figura 6 - Diagrama dos caminhos das partículas no interior de um experimento de física de altas energias.



Fonte: PEQUENAO; SCHAFFNER, 2013.

1.3.1 Sistema de calorimetria do ATLAS

Os calorímetros medem a energia que uma partícula perde quando esta interage com o detector. Geralmente, um calorímetro é projetado para parar ou absorver a maioria das partículas provenientes de uma colisão, forçando-as a depositar toda a sua energia no interior do detector (WIGMANS, 2017). Os calorímetros geralmente consistem em camadas de material passivo, ou absorvente, de alta densidade (por exemplo aço e chumbo), intercalando com um meio ativo, como argônio líquido ou polímeros (COLLABORATION, 2008).

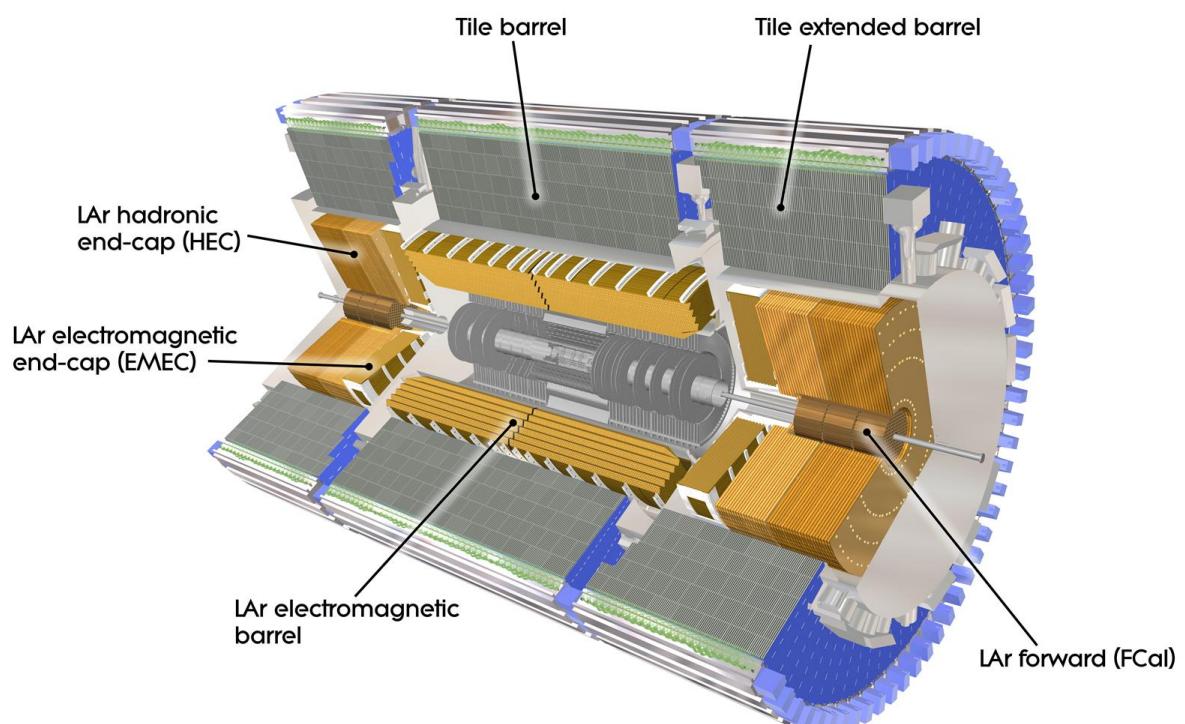
Calorímetros eletromagnéticos medem a energia de elétrons e fótons à medida que interagem com a matéria. Os calorímetros hadrônicos amostram a energia dos hádrons (partículas que contém quarks, como prótons e nêutrons), à medida que interagem com os núcleos atômicos. Os calorímetros conseguem absorver a maioria das partículas conhecidas e podem auxiliar na detecção e medida de mísulas e neutrinos (COLLABORATION, 1997).

Experimentos como o ATLAS dependem fortemente de seus sistemas de calorimetria, que exercem um papel crucial para a absorção e medição da energia de partículas incidentes. Através das informações adquiridas pelos calorímetros, é possível determinar propriedades importantes a respeito de uma partícula, o que impacta diretamente na identificação de diferentes partículas (WIGMANS, 2017). No ATLAS, o sistema de calorimetria é composto por dois componentes: o Calorímetro de Argônio Líquido, ou LAr (da sigla em inglês *Liquid Argon Calorimeter*) e o Calorímetro Hadrônico de Telhas, ou TileCal (da sigla em inglês *Tile Hadronic Calorimeter*), como ilustrado na Figura 7.

1.3.2 O Calorímetro de Telhas do ATLAS

Objeto de estudo deste trabalho, o TileCal é baseado na técnica de amostragem que utiliza placas (ou telhas) de plástico cintilante como material ativo, intercaladas com camadas de aço como material absorvente, conforme ilustrado na Figura 8. Este calorímetro abrange uma ampla pseudo-rapidez $|\eta| < 1,7$ com cobertura total de azimute (SÁNCHEZ, 2010). A função dos cintiladores é converter a energia de partículas incidentes em luz, informação utilizada no processo de amostragem deste calorímetro. Uma propriedade inovadora do TileCal é a disposição das telhas cintilantes, perpendicular ao eixo do feixe. Ambos os lados de cada telha são conectados a um tipo específico de fibra ótica, chamada WLS (da sigla em inglês *Wave-Length Shifting*), composta por um material foto-fluorescente que absorve um fóton de alta frequência e emite múltiplos fótons de baixa frequência. A luz em seguida é transmitida pelas fibras óticas e lida por tubos fotomultiplicadores, ou PMTs (do inglês *Photo-Multiplier Tubes*), formando um canal de leitura. Posteriormente, dois canais de leitura são agrupados para compor uma

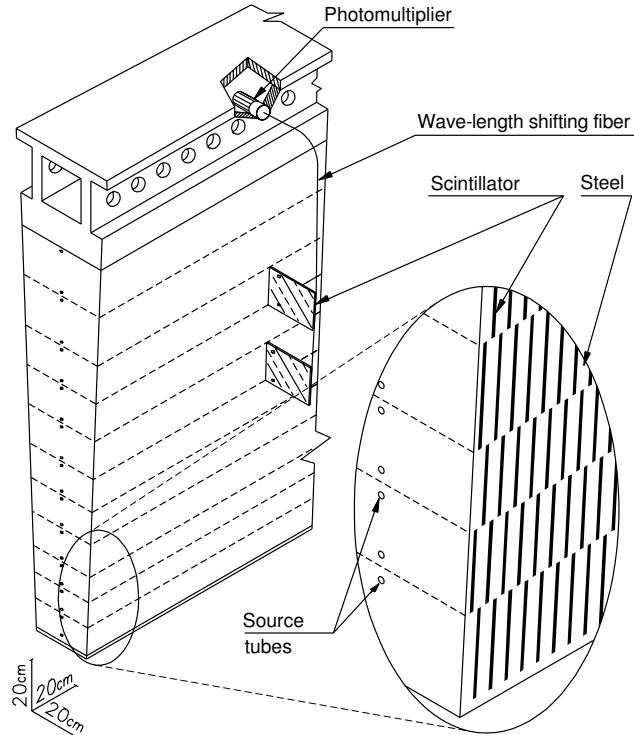
Figura 7 - Imagem gerada por computador do sistema de calorimetria do ATLAS.



Fonte: PEQUENAO, 2008a.

célula do calorímetro (COLLABORATION, 2008).

Figura 8 - Estrutura de um módulo do TileCal.

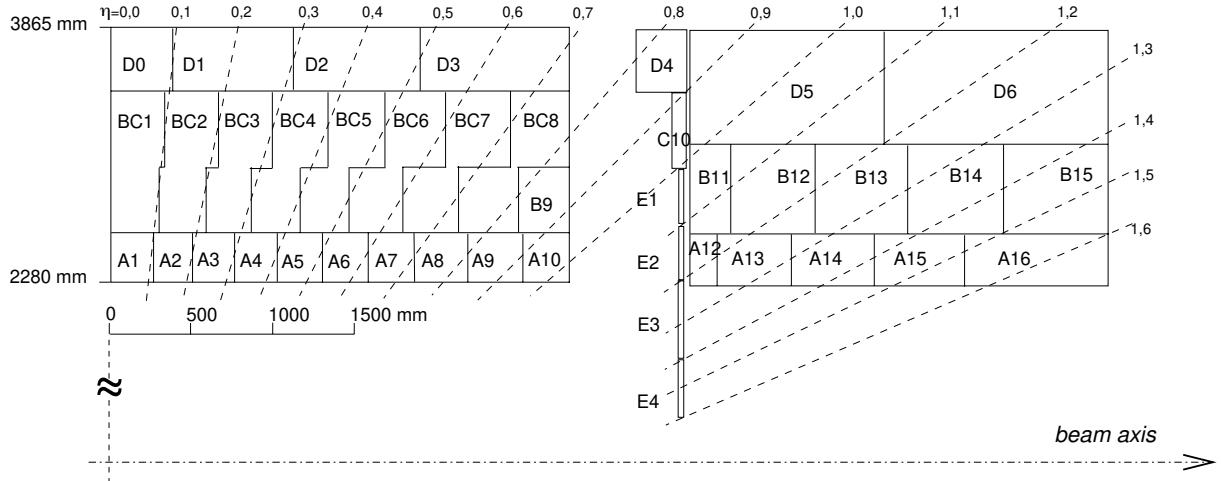


Fonte: CERN, 2013.

O TileCal é um cilindro com um raio interno de 2,28 m e raio externo de 4,23 m, dividido em duas partições, o Barril Central, ou LB (da sigla em inglês *Long Barrel*), cobrindo $|\eta| < 1$ e o Barril Estendido, ou EB (da sigla em inglês *Extended Barrel*), cobrindo $0,8 < |\eta| < 1$, separadas em dois lados, lado A e lado C. As partições do barril central são identificadas por LBA e LBC, e as partições do barril estendido por EBA e EBC. Cada barril é composto por 64 módulos em forma de cunha, dispostos na direção ϕ . Os módulos do TileCal são segmentados por três camadas de células, A, BC e D. A granularidade das células $\Delta\eta \times \Delta\phi$ é de $0,1 \times 0,1$ para a camada A e BC, e de $0,2 \times 0,1$ para a camada D, como ilustrado na Figura 9. Além disso, o calorímetro possui uma camada especial de células (camada E) composta apenas por cintiladores, sem material pesado. Cada módulo do barril central e do barril estendido está dividido, respectivamente, em 23 e 16 células com dupla leitura, resultando em aproximadamente 10.000 canais de leitura.

Quando um hadrôn passa pelo interior do calorímetro, este gera um chuveiro de partículas e perde energia ao atravessar o material passivo (aço) e interage com o material ativo (telhas cintiladoras), emitindo luz. Essa luz é conduzida por múltiplas fibras ópticas que formam o sinal de uma célula. As fibras são reunidas e então seguem para uma fotomultiplicadora, que gera um pulso elétrico em resposta ao sinal luminoso. O pulso

Figura 9 - Esquemático das células do TileCal.



Legenda: Distribuição das células para metade de um módulo do barril central (à esquerda) e de um módulo do barril estendido (à direita). Linhas tracejadas mostram a abrangência da pseudo-rapidez.

Fonte: CERN, 2013.

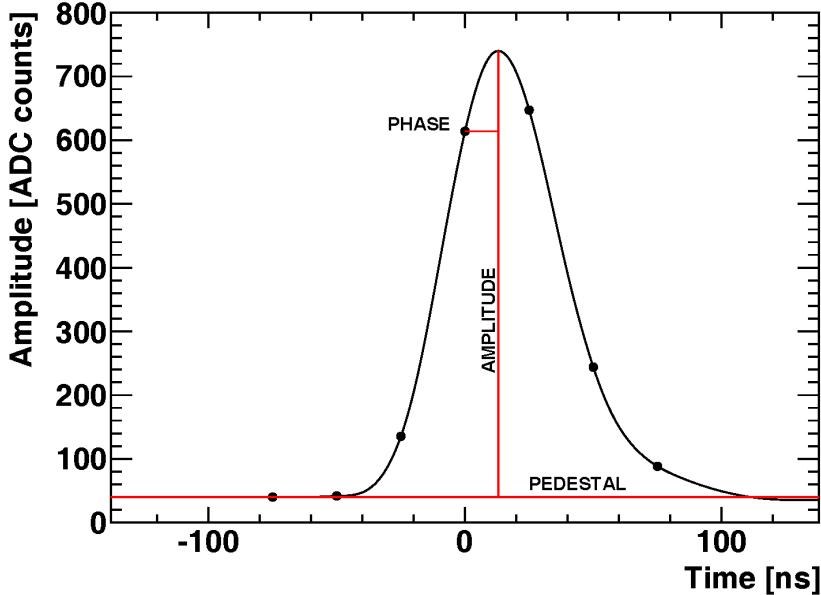
gerado pela PMT é condicionado por um circuito de conformação (*shaper*), o qual fornece um pulso com um formato conhecido e com uma amplitude proporcional à energia depositada (ANDERSON et al., 2005). Este pulso analógico é digitalizado por um conversor Analógico-Digital (ADC) com frequência de amostragem de 40 MHz e uma janela com 7 amostras digitais (150 ns) que cobre aproximadamente todo o pulso. Visando aumentar a faixa dinâmica de energia dos canais de leitura, o pulso é digitalizado em dois ganhos, alto ganho e baixo ganho. O pulso analógico, chamado pulso de referência, e suas amostras digitais geradas pelo sistema de leitura do TileCal podem ser vistos na Figura 10.

A energia depositada em cada célula do calorímetro pode ser calculada através da estimativa correta da amplitude do pulso de resposta, sendo esta uma abordagem comumente observada nos calorímetros modernos. Fisicamente, não só as células situadas na trajetória de um hadrôn absorvem sua energia, mas também células adjacentes atingidas pelo chuveiro de partículas. Portanto, devido à grande quantidade de canais, apenas as células com informação relevante são selecionadas e utilizadas na reconstrução de energia.

1.3.3 Sistema de filtragem de eventos do ATLAS

O experimento ATLAS foi projetado para observar cerca de 1,7 bilhões de colisões próton-próton por segundo, o que se traduz em um volume de informação que supera os 60 milhões de megabytes por segundo. Apesar da enorme quantidade de dados produzida pelas interações dentro do experimento, a grande maioria dos eventos consiste apenas

Figura 10 - Pulso de referência do TileCal.



Legenda: A linha contínua representa o sinal analógico e os pontos representam as amostras digitais do pulso.

Fonte: MEYER, 2013.

em ruído de fundo. Para processar essa massiva quantidade de dados, o ATLAS conta com um avançado sistema de filtragem *online* que seleciona apenas eventos que possuam características de interesse para análises físicas (SÁNCHEZ, 2010).

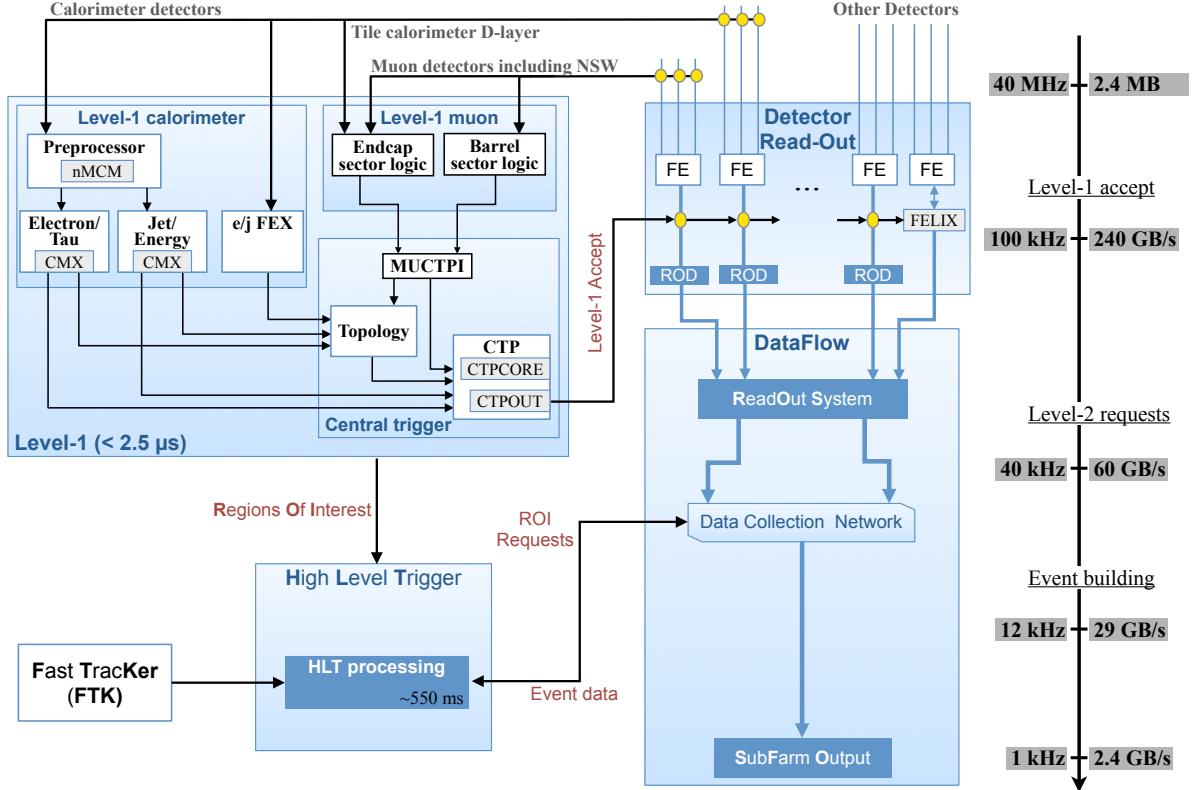
O sistema de filtragem *online* e seleção de eventos do ATLAS, o TDAQ (da sigla em inglês *Trigger and Data Acquisition*), é constituído por dois níveis, o *Level-1* e o *High-Level Trigger* (HLT). O *Level-1* (L1) é um sistema implementado em hardware dedicado que utiliza informações oriundas dos sistemas de calorimetria e dos detectores de muons, sendo capaz de decidir entre selecionar ou não um determinado evento em um intervalo inferior a 2,5 microssegundos. O L1 consegue selecionar até 100.000 eventos por segundo para o próximo nível, o HLT, propagando informações sobre as regiões de interesse associadas a cada evento (COLLABORATION, 2013).

O HLT é um sistema implementado em software que utiliza uma ampla rede de computadores equipados com processadores comerciais. Sua função é refinar ainda mais a seleção de eventos realizada pelo L1, conduzindo análises bem detalhadas nas regiões de interesse selecionadas de cada detector. Cerca de 1.000 eventos por segundo são selecionados pelo HLT, os quais são gravados em sistemas de armazenamento para posterior análise *offline* (COLLABORATION, 2013).

O L1 é projetado para reduzir a taxa de eventos de 40 MHz (taxa de eventos do LHC) para 100 kHz, enquanto o HLT a reduz ainda mais, para apenas 1 kHz. Ao fim de todo o processo de filtragem e seleção de eventos, apenas 2,4 GB de eventos são

armazenados em disco por segundo para posterior reconstrução e análise *offline* (COLLABORATION, 2013). Todas as etapas de filtragem estão ilustradas na Figura 11.

Figura 11 - Sistema de *trigger* do ATLAS e seus níveis.



Fonte: Adaptado de COLLABORATION, 2013.

1.4 O Programa de atualização do ATLAS

Uma vez que a física de interesse é rara, uma grande quantidade de eventos é necessária para se obter estatística suficiente para inferir algum comportamento físico (dinâmica do sinal). Atualmente, o LHC está passando por uma grande atualização, denominada *Phase I Upgrade*, que deve aumentar a energia de colisão e o pico de luminosidade durante o próximo período de coleta de dados que ocorrerá entre os anos de 2021 e 2023 (*Run 3*).

A luminosidade é definida como um fator proporcional entre o número de eventos por segundo e a área do feixe de partículas, tendo unidade de cm^2s^{-1} (HERR; MURATORI, 2006). Sua equação, considerando o fator geométrico de redução igual a 1, é dada por

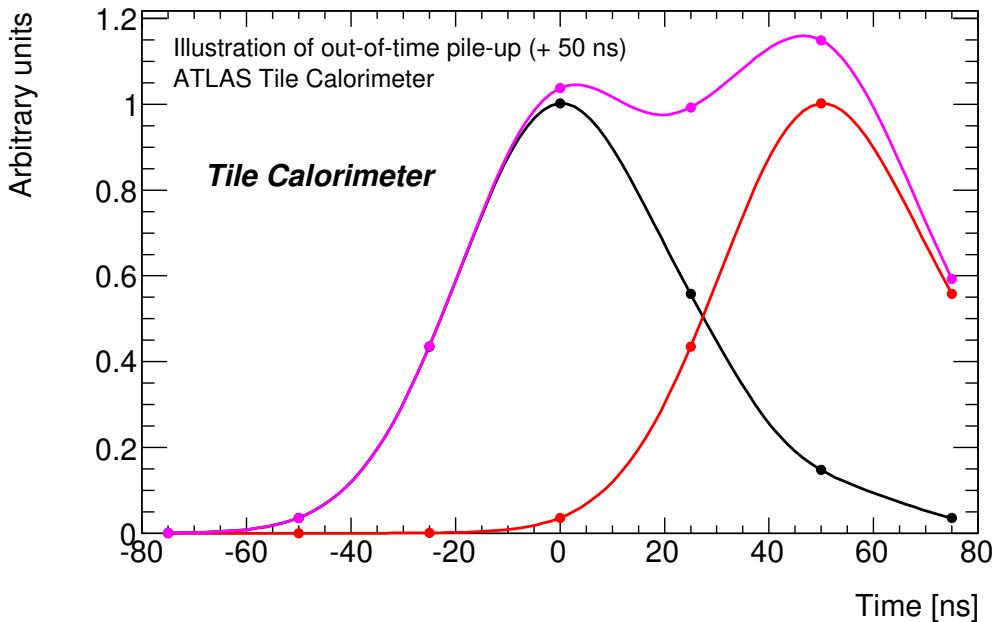
$$L \sim \frac{N^2}{t \cdot S}, \quad (1)$$

onde N corresponde ao número de prótons em cada feixe, t ao tempo entre colisões e S à seção transversal do feixe. O aumento da luminosidade significa que o diâmetro do feixe de prótons será maior, resultando em um feixe mais denso, o que aumenta o número de interações entre partículas por segundo dividido pela seção de choque do feixe.

Com o aumento da luminosidade, mais interações próton-próton ocorrerão quando os feixes se cruzam, ou seja, mais colisões serão geradas, produzindo mais dados e consequentemente aumentando a probabilidade de ocorrer eventos físicos de interesse.

O aumento da taxa de eventos e luminosidade introduz novos desafios para a eletrônica e para a área de processamento de sinais. Como consequência do aumento da luminosidade, a probabilidade da ocorrência de eventos em um mesmo canal de leitura do sistema de calorimetria do ATLAS também aumenta, acarretando o efeito de empilhamento de sinais, ilustrado pela Figura 12. Este efeito ocorre quando a resposta do calorímetro é mais lenta que o intervalo entre as colisões (CERQUEIRA, 2013).

Figura 12 - Ilustração do efeito de empilhamento de sinais no TileCal.



Legenda: Exemplo ilustrativo do efeito de empilhamento de sinais. Um sinal de interesse (preto) é adquirido e antes que a eletrônica produza o pulso, um outro sinal (vermelho) de uma colisão adjacente é observado, distorcendo o sinal resultante (magenta).

Fonte: KLIMEK, 2011.

Durante a *Run 3*, o LHC voltará a realizar colisões com uma expectativa de ocorrência de 50 a 80 interações por colisão ($\langle\mu\rangle$), em média, a cada 25 ns. Outra atualização, denominada *Phase II Upgrade*, ocorrerá entre os anos 2024 e 2026, antes dos períodos das próximas campanhas de aquisição de dados *Run 4* e *Run 5* (2026 a 2038). Até lá, o LHC planeja alcançar valores ainda maiores, podendo chegar a 200 interações por colisão.

Neste contexto, este trabalho aborda o problema de estimação da energia de partículas no TileCal em condição de alta luminosidade, que é prevista para os próximos anos de operação do LHC (COLLABORATION, 2010; ERIKSSON et al., 2012). Os canais de leitura do TileCal sofrem com o efeito de empilhamento de sinais, especialmente os canais com ângulo de incidência próximo ao eixo do acelerador (altos valores de η), devido à maior exposição aos subprodutos das colisões.

2 RECONSTRUÇÃO DE ENERGIA EM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

O problema de reconstrução de energia em calorimetria é comumente abordado como um problema de estimação de parâmetros. Este capítulo irá apresentar de forma breve a teoria de estimação de parâmetros aplicado a estimativa de energia em calorímetros e posteriormente serão apresentadas técnicas de estimativa atualmente empregadas neste contexto.

2.1 Estimação de parâmetros

A teoria de estimação é empregada amplamente em diversas áreas da engenharia, em especial nas áreas do processamento de sinais, podendo-se citar sistemas modernos como radar, sonar, detecção de fala, biomedicina, telecomunicações, entre outros. Todos estes sistemas compartilham o problema comum de se estimar valores de um ou mais parâmetros de um processo aleatório. Exemplificando, para sistemas de radares é necessário estimar a posição de aviões, ou de submarinos no caso do sonar, a partir do conhecimento de propriedades físicas do sistema e do objeto. Em geral, os sistemas são afetados por ruídos das mais diversas fontes, o que introduz ainda mais desafios para a estimativa de parâmetros de interesse (KAY, 1993).

Para modelar matematicamente o problema de estimativa de parâmetros, considere um sinal contínuo no tempo $x(t)$ que representa a saída de um determinado sistema como sendo a combinação do sinal $g(t; \boldsymbol{\theta})$ de forma conhecida, onde $\boldsymbol{\theta}$ é um vetor de parâmetros a ser estimado, com um ruído aditivo dentro do sistema $n(t)$. Desta forma, o modelo é dado como

$$x(t) = g(t; \boldsymbol{\theta}) + n(t). \quad (2)$$

Devido ao grande avanço na área da computação e processamento digital de sinais, é interessante considerar uma formulação análoga, mas assumindo que o domínio de tempo seja discreto. Para isso, considere a sequência de N valores $\mathbf{x} = \{x[0], \dots, x[N - 1]\}$ dependente dos parâmetros desconhecidos $\boldsymbol{\theta}$. Dessa forma, considera-se o modelo do sinal medido x dado por

$$x[k] = g[k; \boldsymbol{\theta}] + n[k]. \quad (3)$$

O objetivo do problema é determinar $\boldsymbol{\theta}$ que melhor se ajuste ao conjunto de dados \mathbf{X} ,

segundo algum critério, ou seja definindo o estimador

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = f(x[0], \dots, x[N-1]), \quad (4)$$

em função das observações, onde f é uma função.

O primeiro passo para se determinar bons estimadores é modelar matematicamente o conjunto de dados. Devido ao caráter aleatório dos dados, pode-se descrevê-los por meio do uso de Funções de Densidade de Probabilidade (na sigla em inglês PDF). Estas funções são parametrizadas pelo parâmetro desconhecido $\boldsymbol{\theta}$, resultando em um conjunto de PDFs onde uma é diferente da outra, devido aos diferentes valores de $\boldsymbol{\theta}$.

Na prática, nem sempre se conhece a PDF que melhor modele o conjunto de dados em questão, mas deve-se escolher um função que não é apenas consistente com as restrições do problema, mas que também seja matematicamente tratável, ou seja, útil para permitir que um cálculo matemático prossiga em direção a uma solução. A eficiência do estimador depende diretamente dos pressupostos escolhidos para a PDF. A estimação baseada em PDFs é denominada estimação clássica, na qual se assume que os parâmetros de interesse são determinísticos, porém desconhecidos (KAY, 1993).

Nos casos em que algumas propriedades do parâmetro de interesse são conhecidas *a priori*, como possíveis intervalos ou faixa de valores que o parâmetro poderia assumir, este conhecimento pode ser incorporado na solução do problema. Desta forma, pode-se assumir que $\boldsymbol{\theta}$ não é mais determinístico, mas sim uma variável aleatória, atribuindo a ela uma PDF dentro de um intervalo conhecido. Assim, cada valor produzido por este estimador estará contido neste intervalo e, portanto, o parâmetro desconhecido será visto como uma realização da variável aleatória $\boldsymbol{\theta}$ (KAY, 1993; THEODORIDIS, 2015).

Estimadores baseados em PDFs em geral não possuem solução analítica ou apresentam comportamentos não-lineares, o que dificulta sua implementação. Nestas situações, é interessante explorar o uso de estimadores alternativos que levem a resultados sub-ótimos, mas que podem ser implementados com mais facilidade em computadores digitais. Estimadores lineares, por exemplo, são de fácil implementação e requerem um baixo poder computacional para serem calculados e, por esta razão, são amplamente empregados em estimação de energia em calorimetria (CLELAND; STERN, 1994; PAGANINI; VULPEN, 2004; FULLANA et al., 2006).

A fim de se apresentar técnicas de estimação tipicamente empregadas em calorimetria de altas energias, será considerado a seguir o estimador de máxima verossimilhança.

2.2 Estimador de Máxima Verossimilhança

O método de estimação de máxima verossimilhança (na sigla em inglês MLE) aborda o problema através da maximização da probabilidade $P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})$, ou seja, busca-se obter o valor $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ que forneça a maior probabilidade $P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})$. Apesar desta probabilidade ser usualmente desconhecida, pelo teorema de Bayes, a probabilidade de um evento pode ser determinada a partir do conhecimento *a priori* das condições que podem estar relacionadas a este evento, o que leva a

$$P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})P(\boldsymbol{\theta})}{P(\mathbf{x})}, \quad (5)$$

onde $P(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$ é a probabilidade condicional do processo observado dado o vetor de parâmetros e $P(\boldsymbol{\theta})$ é a probabilidade *a priori* do vetor de parâmetros.

A maximização da probabilidade $P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})$ pode ser dada através da maximização da densidade condicional $P(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$, chamada função de verossimilhança. Desta forma, a melhor estimativa de $\boldsymbol{\theta}$ é o valor que maximiza $P(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$, dada pela equação

$$\frac{\partial P(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = 0. \quad (6)$$

No contexto de calorimetria, tipicamente a eletrônica fornece um pulso de forma conhecida onde sistemas de calibração garantem a estabilidade dos parâmetros do mesmo, onde pode-se assumir aspectos determinísticos do sinal. Desta forma, usualmente a estimativa de energia pode ser realizada através da estimativa da amplitude de um pulso de forma fixa. Assim, partindo do problema de estimativa definido pela Equação (3), pode-se modelar o pulso \mathbf{x} como

$$x[k] = Ag[k] + n[k] \quad k = 0, 1, 2, \dots, N - 1, \quad (7)$$

em que A representa o parâmetro desconhecido, no caso, a amplitude a ser estimada, $g[k]$ é conhecido e $n[k]$ representa o ruído aditivo. A amplitude do sinal \hat{A}_{mle} pode ser estimada pela equação

$$\frac{dP(\mathbf{x}|\hat{A}_{mle})}{d\hat{A}_{mle}} = 0. \quad (8)$$

No caso em que a densidade de probabilidade conjunta pode ser modelada por uma distribuição Gaussiana com média zero e matriz de covariância \mathbf{C} , a função de densidade

de probabilidade é dada por

$$P(\mathbf{x}|\hat{A}_{mle}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}} \exp\left(\frac{-(\mathbf{x} - A\mathbf{g})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - A\mathbf{g})}{2}\right), \quad (9)$$

onde $\det(\cdot)$ representa o determinante da matriz.

Como $P(\mathbf{x}|\hat{A}_{mle})$ é uma função estritamente convexa, pode-se aplicar o logaritmo, resultando em

$$\ln[P(\mathbf{x}|\hat{A}_{mle})] = \frac{-1}{2} \frac{(\mathbf{x} - A\mathbf{g})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - A\mathbf{g})}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}}. \quad (10)$$

O problema pode ser resolvido derivando esta expressão em função do parâmetro desconhecido e igualando a zero

$$\frac{d \ln[P(\mathbf{x}|\hat{A}_{mle})]}{d\hat{A}_{mle}} = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g} - A\mathbf{g}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g} = 0. \quad (11)$$

Logo, a estimativa \hat{A}_{mle} é dada por

$$\hat{A}_{mle} = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}. \quad (12)$$

Determinando o vetor de coeficientes \mathbf{w} como

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}, \quad (13)$$

obtém-se o estimador MLE dado por

$$\hat{A}_{mle} = \sum_{k=0}^{N-1} x[k] w[k]. \quad (14)$$

Este estimador pode ser implementado em processadores digitais através de um filtro FIR (do inglês, *Finite Impulse Response*) de ordem $N - 1$ e coeficientes \mathbf{w} (MITRA; KUO, 2006).

No caso em que o ruído não possa ser modelado por uma distribuição Gaussiana, sua função de densidade de probabilidade conjunta deve ser levada em consideração no projeto do estimador, o que pode levar a uma solução não-analítica ou ainda requerer um esforço computacional maior.

2.3 Estimadores de energia em calorimetria

Em calorímetros de experimentos de física de partículas, normalmente existem dois sinais envolvidos no processo de estimativa de energia, o pulso de interesse e o ruído eletrônico, como mostra a Equação (2). Pelo teorema do limite central (PEEBLES, 1987), o ruído resultante pode ser aproximado por uma distribuição Gaussiana, o que simplifica o projeto de estimadores de energia, uma vez que apenas a covariância do ruído é utilizada para descrever o processo aleatório.

Como já abordado na Seção 1.3.2, usualmente o circuito de condicionamento de sinais presente nos calorímetros fornece um pulso de forma fixa, estável e tipicamente unipolar (CALDWELL et al., 1992; D0, 2005; TYLMAD, 2009), no qual a largura pode cobrir diversos períodos de colisão. O problema de estimativa de energia então se resume em medir a amplitude deste pulso, normalmente corrompido por ruído aditivo Gaussiano.

A estimativa de energia normalmente é realizada através de uma soma ponderada das amostras digitais recebidas dentro de uma janela de leitura de N amostras, uma abordagem que provê um algoritmo de resposta rápida que é conveniente para a implementação em sistemas com alta taxas de eventos. O valor estimado da energia em cada canal é então utilizado como patamar para decidir quais canais de leitura contém informação relevante, ou seja, apenas canais com deposição de energia maior que um patamar definido serão utilizados durante as análises *offline* de reconstrução do evento.

Em experimentos com uma alta taxa de eventos, o efeito de empilhamento de sinais degrada consideravelmente a eficiência de métodos tradicionais que modelam o ruído por uma distribuição Gaussiana e visam minimizar a variância deste ruído, uma vez que uma quantidade de sinais dentro e fora da janela de aquisição contribui na formação do sinal recebido. Tais métodos consideram o empilhamento de sinais como uma fonte adicional de ruído, a qual é tratada utilizando sua informação da estatística de segunda ordem. No cenário de empilhamento de sinais, a característica do ruído é afetada e componentes não gaussianas são incorporadas ao ruído, o que leva estes métodos à condições de operação sub-ótimas, embora a eficiência de estimativa seja melhorada através desta técnica (KAY, 1993; PERALVA, 2015).

O método de estimativa atualmente empregado nos sistemas de calorimetria do ATLAS é chamado de Filtro Ótimo (OF). Esta técnica busca minimizar a variância do erro de estimativa utilizando o conhecimento da forma do pulso (saída do circuito *shaper*) para estimar a amplitude do sinal, que é proporcional à energia. Como o ruído presente nos calorímetros do ATLAS é predominantemente eletrônico, este pode ser modelado por uma distribuição Gaussiana, o que faz este método ser amplamente utilizado neste experimento (BERTUCCIO et al., 1992; CLELAND; STERN, 1994; DELMASTRO, 2003).

A versão deste estimador implementada no TileCal é chamada de OF2 e está em operação desde 2014, sendo utilizado para estimativa *online* e *offline* de energia (FUL-

LANA et al., 2006). Este método também é utilizado em outros calorímetros, como no calorímetro de argônio líquido (LAr, do inglês *Liquid Argon Calorimeter*) (CLELAND; STERN, 1994).

Um outro algoritmo também disponível para reconstrução *offline* no TileCal é o COF (do inglês *Constrained Optimal Filter*). Este estimador calcula uma transformação linear que recupera a amplitude dos sinais somados para uma determinada janela de leitura, para que o pulso central seja atribuído à colisão de interesse e possa ser dissociado e reconstruído (PERALVA et al., 2013). Estes dois estimadores serão descritos a seguir.

As próximas seções irão descrever estes dois métodos de estimação empregados atualmente em experimentos de física de partículas, os quais servirão de comparação para o método proposto neste trabalho.

2.3.1 O estimador OF2

No TileCal, a amostra digital \mathbf{x} no instante k pode ser modelada por

$$x[k] = Ag[k - \tau] + n[k] + ped, \quad (15)$$

onde A é a amplitude do pulso, $g[k]$ o conjunto de valores do pulso de referência (*shaper*), $n[k]$ o ruído de fundo, τ o desvio de fase do sinal e ped o pedestal ou linha de base, um parâmetro constante adicionado ao sinal analógico antes da digitalização.

Algorítimos para estimação *online* no ATLAS precisam ser simples e eficientes para atender aos requisitos de tempo de processamento (LUNDBERG, 2010). Portanto, a amplitude do sinal de entrada é estimada através de um processo de baixo custo computacional, que utiliza uma operação de soma ponderada dada por

$$\hat{A}_{OF} = \sum_{k=0}^{N-1} x[k]w[k], \quad (16)$$

onde $w[k]$ são os coeficientes do filtro e $x[k]$ as amostras do sinal recebido. No caso de reconstrução *offline*, outros algoritmos podem ser empregados, visto que nestas condições os requisitos de tempo de resposta não são tão restritos comparados ao *online*.

Para calcular os coeficientes $w[k]$ do estimador OF2, o sinal digital recebido do TileCal pode ser aproximado por uma série de Taylor de primeira ordem, dada por

$$x[k] = Ag[k] - A\tau\dot{g}[k] + n[k] + ped \quad k = 0, 1, 2, \dots, N - 1, \quad (17)$$

onde $\dot{g}[k]$ representa a derivada do pulso de referência g .

Para garantir a imparcialidade do estimador, ou seja, a ausência de tendência na

estimação, é exigido que o valor esperado de \hat{A}_{OF} seja igual a A . Logo, substituindo a Equação (17) em (16) e considerando que a média do ruído é zero ($E\{n[k]\} = 0$), tem-se

$$\begin{aligned} A = \{\hat{A}_{OF}\} &= \sum_{k=0}^{N-1} (Aw[k]g[k] - A\tau w[k]\dot{g}[k] + w[k]ped) \\ &= A \sum_{k=0}^{N-1} w[k]g[k] - A\tau \sum_{k=0}^{N-1} w[k]\dot{g}[k] + ped \sum_{k=0}^{N-1} w[k]. \end{aligned} \quad (18)$$

Para que o estimador seja independente (não viciado) do pedestal e da fase, as seguintes restrições são estabelecidas

$$\sum_{k=0}^{N-1} w[k]g[k] = 1, \quad (19)$$

$$\sum_{k=0}^{N-1} w[k]\dot{g}[k] = 0, \quad (20)$$

$$\sum_{k=0}^{N-1} w[k] = 0. \quad (21)$$

A primeira restrição garante a imparcialidade do estimador, enquanto a segunda e terceira restrições garantem que o estimador seja imune à fase e a flutuações da linha de base, ou pedestal.

A variância do estimador é dada por

$$E\{(\hat{A}_{OF} - A)^2\} = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} w[k]w[j]C[k,j] = \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w}, \quad (22)$$

onde \mathbf{w} é o vetor de pesos do estimador e \mathbf{C} a matriz de covariância do ruído, dada por

$$C[k,j] = E\{(M[k] - E\{M[k]\})(M[j] - E\{M[j]\})\}, \quad (23)$$

sendo M a variável aleatória associada ao processo ruído no instante k .

Para determinar os pesos \mathbf{w} , é necessário minimizar a expressão da variância do estimador dada pela Equação (22) sujeita às restrições expressas pelas Equações (19), (20) e (21). Utilizando os multiplicadores de Lagrange λ , ξ e v , a solução do problema corresponde ao ponto de mínimo da função

$$I_w = \sum_{k,j=0}^{N-1} w[k]w[j]C[k,j] - \lambda \left(\sum_{k=0}^{N-1} w[k]g[k] \right) - \xi \left(\sum_{k=0}^{N-1} w[k]\dot{g}[k] \right) - v \left(\sum_{k=0}^{N-1} w[k] \right). \quad (24)$$

O ponto crítico da função acima é obtido derivando-a em função de $w[k]$ e igualando

a zero, como segue

$$\frac{\partial I_w}{\partial w[k]} = 2 \sum_{j=0}^{N-1} w[j] E\{M[k]M[j]\} - \lambda g[k] - \xi \dot{g}[k] - v = 0. \quad (25)$$

Por fim, considerando um processo estacionário (PAPOULIS; PILLAI, 2002), pode-se assumir $E\{M[k]\} = E\{M[j]\} = 0$ e $E\{M[k]^2\} = E\{M[j]^2\}$ para qualquer k e j , resultando no seguinte sistema de equações

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^{N-1} w[k]g[k] &= 1, \\ \sum_{k=0}^{N-1} w[k]\dot{g}[k] &= 0, \\ \sum_{k=0}^{N-1} w[k] &= 0, \\ \sum_{k=0}^{N-1} w[k]C[k,j] - \lambda g[k] - \xi \dot{g}[k] - v &= 0, \quad \forall k. \end{aligned} \quad (26)$$

O sistema pode ser dado em forma matricial

$$\begin{pmatrix} C[1,1] & C[1,2] & \cdots & C[1,N] & -g[1] & -\dot{g}[1] & -1 \\ C[2,1] & C[2,2] & \cdots & C[2,N] & -g[2] & -\dot{g}[2] & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ C[N,1] & C[N,2] & \cdots & C[N,N] & -g[N] & -\dot{g}[N] & -1 \\ g[1] & g[2] & \cdots & g[N] & 0 & 0 & 0 \\ \dot{g}[1] & \dot{g}[2] & \cdots & \dot{g}[N] & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w[1] \\ w[2] \\ \vdots \\ w[N] \\ \lambda \\ \xi \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (27)$$

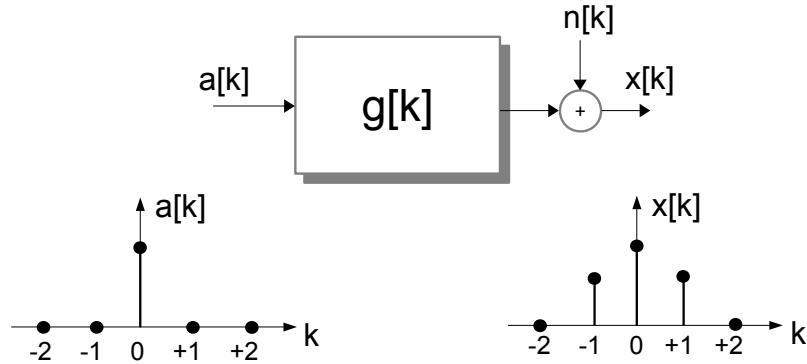
A matriz de covariância \mathbf{C} pode ser aproximada por uma matriz diagonal caso o ruído seja branco. A solução deste sistema resulta no conjunto de pesos $w[k]$ do estimador OF2, os quais podem ser programados em processadores digitais de sinais (DSPs, do inglês *Digital Signal Processors*) para estimação de energia *online*, bem como utilizados em análises *offline* para reconstrução de eventos.

2.3.2 O estimador COF

O estimador COF (do inglês, *Constrained Optimal Filter*), atualmente disponível para reconstrução *offline* de eventos no TileCal, foi desenvolvido no intuito de prover um estimador onde não é necessário conhecer as características do empilhamento, tal como

a matriz do covariância do ruído. Para isso, ao invés de utilizar o modelo descrito pela Equação (17), o COF modela a deposição de energia em uma determinada célula do calorímetro como uma função delta de Kronecker, que após o circuito de *shaper*, produz um sinal característico conhecido (OPPENHEIM, 1999). Desta forma, quando aplicada a entrada de um sistema linear e invariante no tempo, a resposta deve ser o pulso de referência do TileCal, conforme mostrado na Figura 13 (ANDRADE FILHO et al., 2015).

Figura 13 - Modelagem de um sistema linear para o problema de empilhamento.



Fonte: ANDRADE FILHO et al., 2015.

Considerando um conjunto $a[k]$ de deposições de energia, o sinal recebido pelo TileCal é dado por

$$x[k] = \sum_i (g[i]a[n-i]) + n[k]. \quad (28)$$

Desta forma a estimativa da energia depositada em uma determinada célula do calorímetro implica em deconvolver a sequência $x[k]$ da resposta ao impulso $g[k]$. Assim, a amplitude é dada por

$$\hat{\mathbf{a}}_p = \mathbf{W}_p^T \mathbf{x}, \quad (29)$$

em que

$$\mathbf{W}_p = \mathbf{C}_p^{-1} \mathbf{G}_p (\mathbf{G}_p^T \mathbf{C}_p^{-1} \mathbf{G}_p)^{-1}, \quad (30)$$

onde \mathbf{C}_p é a matriz de covariância do ruído. A matriz \mathbf{G}_p é dada por

$$\mathbf{G}_p = \begin{pmatrix} g[3] & g[4] & g[5] & g[6] & 0 & 0 & 0 \\ g[2] & g[3] & g[4] & g[5] & g[6] & 0 & 0 \\ g[1] & g[2] & g[3] & g[4] & g[5] & g[6] & 0 \\ g[0] & g[1] & g[2] & g[3] & g[4] & g[5] & g[6] \\ 0 & g[0] & g[1] & g[2] & g[3] & g[4] & g[5] \\ 0 & 0 & g[0] & g[1] & g[2] & g[3] & g[4] \\ 0 & 0 & 0 & g[0] & g[1] & g[2] & g[3] \end{pmatrix}, \quad (31)$$

onde p é o número de colisões presentes na janela de leitura do calorímetro. Quando $p = N$, ou seja, quando o número de colisões é igual ao tamanho da janela de leitura, tem-se a melhor aproximação da deconvolução. Desta forma, o estimador assumirá a forma

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{G}^{-1}\mathbf{x}. \quad (32)$$

É importante ressaltar que é necessário subtrair o valor do pedestal do vetor \mathbf{x} antes de aplicar a Equação (32). O valor do pedestal pode ser obtido, por exemplo, através de um banco de dados que possua valores armazenados a partir de tomadas de dados especiais para análises da linha de base. Também é valido notar que esta expressão não depende da matriz de covariância do ruído \mathbf{C} , sendo esta uma das vantagens do método COF com relação ao método OF. Vale ressaltar que neste caso, o ruído eletrônico é aproximado por uma função Gaussiana descorrelacionada de média zero, tipicamente encontrado em sistemas de calorimetria.

Por fim, de posse do vetor de amplitudes estimadas $\hat{\mathbf{a}}$, o método COF aplica um corte linear para selecionar somente as amplitudes acima de um determinado patamar, definido no projeto do filtro. Esta etapa tem o objetivo de projetar novamente o COF através da Equação (30), evitando estimar sinais sem informação (ou seja, apenas ruído) e melhorando as estimativas das amplitudes com informação relevante. Desta forma, o método COF se apresenta como uma melhor opção ao método OF, tanto pela independência de informação sobre o empilhamento quanto pelo menor erro de reconstrução de energia (ANDRADE FILHO et al., 2015).

2.3.3 Abordagem alternativa baseada na teoria de detecção: O estimador MF

Como mostrado anteriormente, a abordagem adotada pelos estimadores OF2 e COF apoia-se inicialmente na estimativa da amplitude do sinal de interesse, para então

efetuar a seleção de canais com informações relevantes através de um corte em energia. Nesta seção será abordada uma técnica alternativa baseada na teoria de detecção.

Diferentemente desta abordagem comumente utilizada em Filtros Ótimos, o estimador denominado Filtro Casado, ou MF (do inglês *Matched Filter*), formula o problema de forma diferente, resolvendo inicialmente o problema de seleção ótima dos canais com deposição de energia, para posteriormente realizar o processo de estimação da amplitude do sinal de interesse (PERALVA et al., 2013).

2.3.3.1 Detecção do sinal

Em calorímetros modernos finamente segmentados, se faz necessário identificar os canais com informações relevantes em termos de deposição de energia para então selecioná-los para a etapa de processamento. Desta forma, um algoritmo para a detecção do sinal de interesse imerso em ruído pode ser desenvolvido a partir de um teste de hipóteses sobre o sinal recebido

$$\begin{aligned} H_0 : x[k] &= n[k] & k = 0, 1, 2, \dots, N-1, \\ H_1 : x[k] &= g[k] + n[k] & k = 0, 1, 2, \dots, N-1, \end{aligned} \quad (33)$$

onde H_0 representa a hipótese em que somente ruído $n[k]$ foi recebido e H_1 a hipótese em que o sinal de interesse $g[k]$ corrompido com o ruído $n[k]$ foi recebido.

Considerando um dado sinal recebido $\mathbf{x} = \{x[0], x[1], x[2], \dots, x[N-1]\}$ e baseando-se na teoria de Bayes, a relação que maximiza a eficiência de detecção é dada pela razão de verossimilhança (TREES, 2004), a qual é dada por

$$\Lambda(\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x}|H_1)}{P(\mathbf{x}|H_0)} \stackrel{H_1}{\gtrless} \gamma. \quad (34)$$

Os termos $P(\mathbf{x}|H_0)$ e $P(\mathbf{x}|H_1)$ representam as funções de densidade de probabilidade do sinal recebido \mathbf{x} para as hipóteses ruído H_0 e sinal corrompido por ruído H_1 , respectivamente. O objetivo é decidir em favor da hipótese H_1 se a razão de verossimilhança do sinal recebido for maior que um patamar de detecção γ e, em caso contrário, decidir a favor da hipótese H_0 . Este patamar pode ser obtido teoricamente para minimizar a probabilidade de erro, caso sejam conhecidas as probabilidades *a priori*, ou pode ser definido por projeto.

As funções de densidade de probabilidade são desconhecidas na maioria dos problemas reais de detecção. Entretanto, as funções $P(\mathbf{x}|H_0)$ e $P(\mathbf{x}|H_1)$ podem ser estimadas através de um algoritmo de detecção, resultando em uma solução aproximada.

Para os casos em que o ruído é branco e o sinal de interesse $g[k]$ é determinístico,

os sinais podem ser caracterizados através da estimativa da matriz de covariância \mathbf{C} do ruído de fundo. Desta forma, a função Gaussiana multivariada é utilizada para modelar as funções de verossimilhança tanto o ruído H_0 quanto o sinal corrompido H_1 , resultando em

$$P(\mathbf{x}|H_0) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N |C|}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x}\right) \quad (35)$$

$$P(\mathbf{x}|H_1) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N |C|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{g})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{g})\right). \quad (36)$$

Desta forma, a razão de verossimilhança é dada por

$$\Lambda(\mathbf{x}) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{g})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{g})\right)}{\exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x}\right)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\gtrless}} \gamma. \quad (37)$$

Como pode ser visto, a única condição necessária para decidir em favor de umas das duas hipóteses é dada por

$$\mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\gtrless}} \gamma', \quad (38)$$

onde $\mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}$ são os pesos do estimador MF.

Este resultado é conhecido como Filtro Casado, utilizado para a detecção de sinais corrompidos por ruído Gaussiano de média zero. Para ruído branco, onde as amostras estão descorrelacionadas, a matriz de covariância \mathbf{C} é diagonal e pode ser desprezada. Como resultado, o filtro MF é o próprio pulso de referência \mathbf{g} . Para ruído Gaussiano correlacionado, a inversa da matriz de covariância do ruído tem o papel de descorrelacionar as amostras do ruído e, neste caso, os elementos do vetor $\mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}$ correspondem aos pesos do filtro MF.

Considerando o modelo do pulso de um dado calorímetro dado pela Equação (15) e fazendo o desvio de fase τ igual a zero para o projeto do filtro, a operação da filtragem casada y_{MF} entre o sinal recebido \mathbf{x} e os coeficientes do Filtro Casado, é dada por

$$y_{MF} = (\mathbf{x} - ped)^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}. \quad (39)$$

Nota-se que antes da operação de filtragem, o valor da linha de base ped é subtraído de cada amostra do sinal recebido $x[k]$. Vale ainda mencionar que y_{MF} é um escalar e não corresponde mais a $\Lambda(\mathbf{x})$ da Equação (34). Isto acontece devido ao fato de que $\Lambda(\mathbf{x})$ é absorvido por γ' durante o processo de simplificação do filtro MF, como mostrado pela Equação (38).

2.3.3.2 Estimação da amplitude

A saída da operação de detecção dada pela Equação (39) pode ser utilizada para selecionar sinais com informação relevante através da utilização de um simples patamar. Entretanto, este procedimento não estima a amplitude do sinal de interesse, que é o objetivo final do processo de reconstrução de energia. Para isso, a Equação (39) pode ser reescrita na forma

$$y_{MF} = (\mathbf{n} + A\mathbf{g})^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}, \quad (40)$$

onde a amplitude do sinal pode ser estimada isolando-se a variável A .

Este procedimento leva a

$$\hat{A}_{MF} = \frac{(\mathbf{x} - ped)^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}, \quad (41)$$

que representa o processo de estimativa da amplitude do sinal de entrada. O numerador $(\mathbf{x} - ped)^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}$ corresponde à operação de filtragem casada e o denominador $\mathbf{g}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}$ é uma constante que normaliza a saída do filtro MF recuperando a amplitude do sinal na unidade MeV.

2.3.4 Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do ATLAS

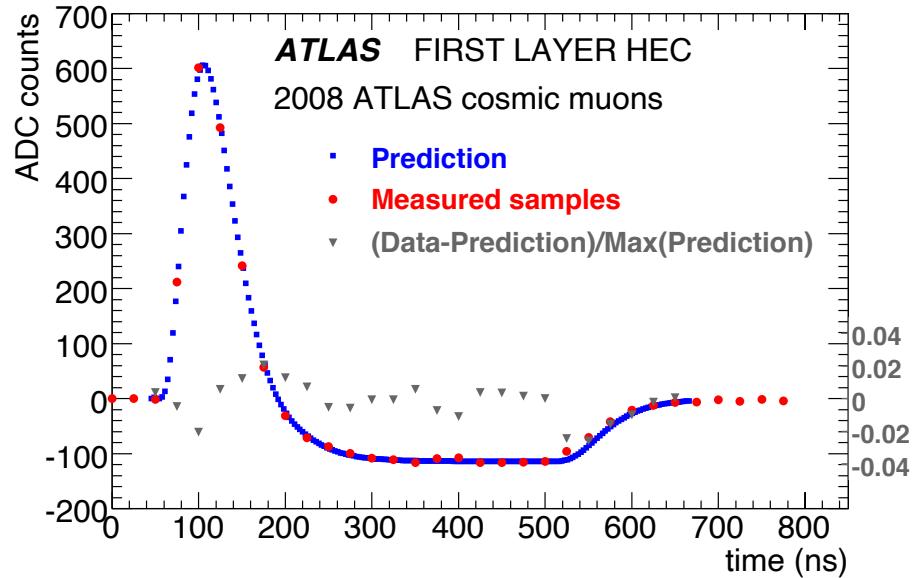
O calorímetro eletromagnético do experimento ATLAS, também chamado de calorímetro de Argônio Líquido, ou LAr (do inglês, *Liquid Argon*), também utiliza o método OF para estimativa de energia, porém sem a restrição expressa pela Equação (21), o que torna o método sensível a variações da linha de base. No caso do LAr, o pedestal é estimado a partir de tomadas de dados especiais, onde o valor da linha de base é armazenado em um banco de dados para então ser subtraído de cada amostra digital no processo de estimativa de energia.

A forma do pulso de resposta do LAr é mostrada pela Figura 14, onde 32 amostras digitais são necessárias para representar todo o pulso. No processo de estimativa de energia, apenas as 4 amostras ao redor do pico são utilizadas.

2.3.5 Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do CMS

De forma similar ao LAr, o calorímetro eletromagnético do experimento CMS também utiliza o método OF para estimativa de energia, sem a restrição de imunidade

Figura 14 - Pulso produzido pelo calorímetro eletromagnético ATLAS.

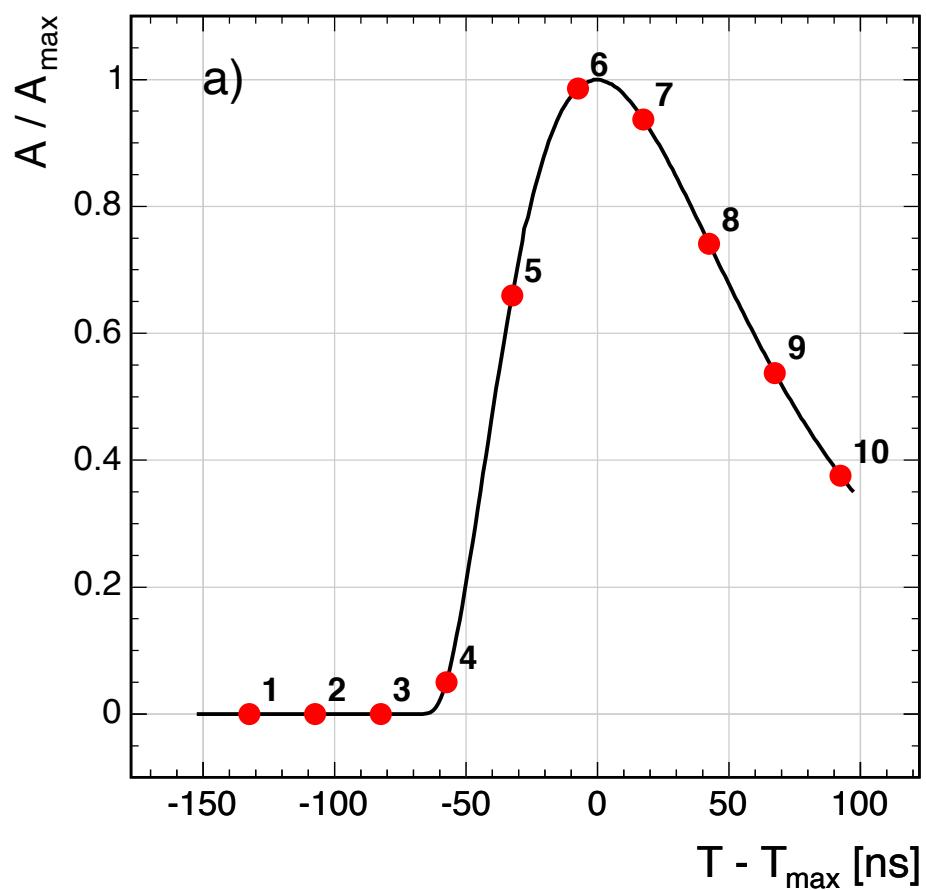


Legenda: As amostras digitais do pulso estão representadas em vermelho.

Fonte: CERN, 2015.

ao pedestal expressa pela Equação (21). Porém, neste calorímetro o pedestal é estimado evento-a-evento através de amostras adicionais que antecedem o pulso de interesse. O pulso de resposta deste calorímetro é mostrado pela Figura 15, onde pode-se perceber a presença de amostras antes da subida do pulso de interesse, as quais são utilizadas para a estimação da linha de base.

Figura 15 - Pulso produzido pelo calorímetro eletromagnético do CMS.



Legenda: As amostras digitais utilizadas no processo de reconstrução de energia estão representadas em vermelho.

Fonte: COLLABORATION, 2010.

3 ESTIMAÇÃO DE ENERGIA EM CALORIMETRIA BASEADA NA FILTRAGEM DE WIENER-HOPF

O objetivo central deste trabalho é propor a aplicação de uma técnica de estimativa de energia em calorimetria baseada na filtragem de Wiener-Hopf. Neste capítulo, uma descrição teórica do método é apresentada.

3.1 Filtro de Wiener-Hopf para reconstrução de energia em calorimetria

Conforme apresentado no Capítulo 2, os métodos de estimativa de energia utilizados em sistemas de calorimetria modernos baseiam-se na estimativa da amplitude do sinal de interesse. Em geral, o processo de estimativa de energia é realizado em duas etapas, *online* e *offline*. Inicialmente, a estimativa de energia *online* é realizada através de soma ponderada implementada em processadores digitais, a fim de se obter uma rápida resposta para a tomada de decisão pelo sistema de *trigger*. A informação da energia dos canais de leitura é então utilizada para selecionar qual a região do calorímetro contém informações relevantes para serem armazenadas em banco de dados para posterior reconstrução *offline*. Nesta segunda etapa, o evento de interesse pode ser reconstruído e a informação da energia recuperada, a fim de se estudar e validar modelos físicos, bem como identificar de novas partículas.

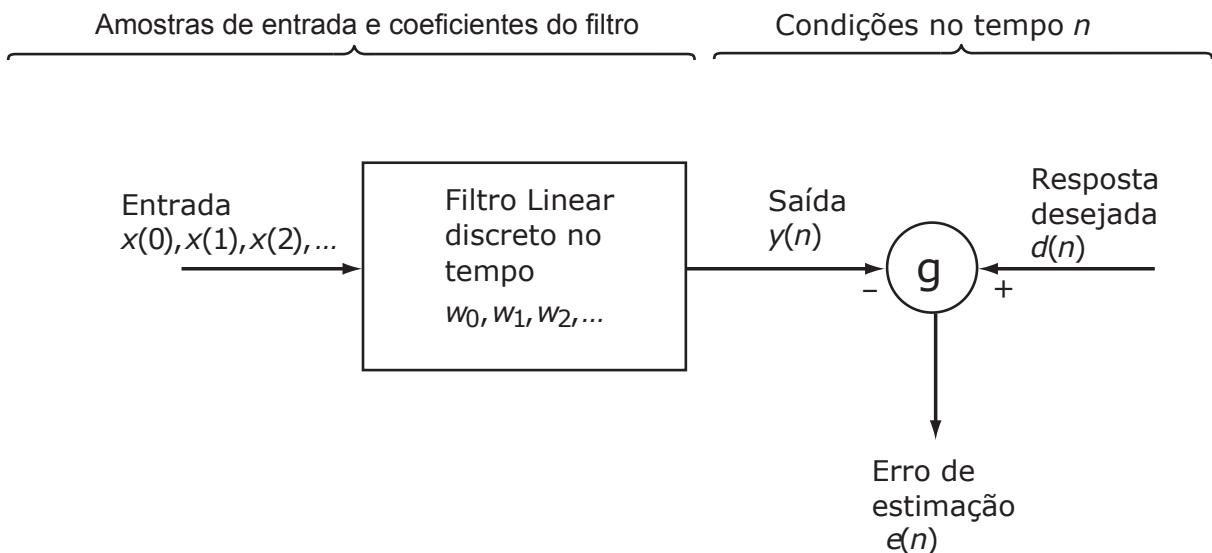
No contexto *online*, métodos lineares de estimativa são amplamente utilizados devido à rápida resposta e facilidade de implementação. Porém, os mesmos métodos lineares podem também ser usados no contexto *offline*. Esta é uma prática muito comum, adotada, por exemplo, nos calorímetros do ATLAS até o momento. No entanto, métodos lineares de maior desempenho vêm sendo testados para reconstrução *offline*, como o COF descrito anteriormente. Também vale destacar que técnicas de inteligência computacional também vêm sendo exploradas no contexto de calorimetria para auxiliar na estimativa de energia realizada por um método linear ótimo, onde uma rede neural artificial é treinada com o objetivo de corrigir as não linearidades introduzidas pelas estatísticas de empilhamento de sinal (PERALVA et al., 2017). Como será visto experimentalmente, o filtro de Wiener, proposto neste trabalho, apresenta um desempenho promissor em ambos os ambientes.

Os métodos tipicamente empregados utilizam o conhecimento do formato do pulso de interesse, o qual assume-se contante e imerso em ruído aditivo Gaussiano. Porém, esta abordagem tradicional apresenta limitações quando há o efeito de empilhamento de sinais, uma vez que o formato do pulso pode ser deformado, ou ainda, o ruído de fundo pode perder suas características Gaussianas.

Baseado no fato de que, em ambientes de alto nível de empilhamento, é difícil obter-se um modelo matemático preciso com um número aceitável de parâmetros, o método proposto formula o problema não levando em conta o modelo do pulso de interesse e nem mesmo do ruído de fundo. Em linhas gerais, busca-se projetar um estimador que minimize o erro entre o valor estimado e o valor conhecido, através da simulação, da amplitude de um dado sinal.

Partindo do problema de filtragem linear ótima, considere a Figura 16 que representa um filtro linear discreto no tempo. O filtro consiste em um sinal de entrada $x(0), x(1), x(2), \dots$, e os coeficientes do filtro propriamente dito w_0, w_1, w_2, \dots . No instante de tempo discreto n , o filtro produz uma saída denotada por $y(n)$. Esta saída é uma estimativa para o valor desejado $d(n)$. Com a entrada do filtro e o valor desejado representando realizações de um processo estocástico, a estimativa está acompanhada de um erro denotado por $e(n)$, definido pela diferença entre o valor desejado $d(n)$ e o valor estimado $y(n)$, que é a saída do filtro. Busca-se então obter coeficientes w_0, w_1, w_2, \dots , que resultem no menor erro de estimativa $e(n)$ possível em certo sentido estatístico.

Figura 16 - Representação em diagrama de blocos do problema de filtragem estocástica.



Fonte: Adaptado de HAYKIN, 2005.

No que se refere à escolha de qual critério estatístico otimizar, o projeto de filtros ótimos em geral recai no problema de minimizar uma função de custo, ou índice de eficiência. O projeto do filtro de Wiener busca minimizar o valor médio quadrático do erro de estimativa, o que leva a um problema matematicamente mais tratável. Em particular, este critério baseado no erro médio quadrático resulta em uma dependência de segunda ordem da função de custo sobre os coeficientes do filtro. Além disso, a função de custo tem um mínimo global que define unicamente o projeto ótimo do filtro, no sentido estatístico (HAYKIN, 2005).

Portanto, busca-se projetar um filtro linear digital $w[0], w[1], \dots, w[N - 1]$ em que

a saída $y[n]$ forneça uma estimativa da resposta desejada $d[n]$, dado um sinal de entrada com N elementos $x[0], x[1], \dots, x[N - 1]$. A saída do filtro é dada pelo somatório

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} w[k]x[n - k], \quad (42)$$

tal que o erro entre o valor desejado e o valor estimado $e[n] = d[n] - y[n]$ seja minimizado. Para otimizar o projeto do filtro, foi adotado o critério de se minimizar o erro médio quadrático. Para isso, define-se a seguinte função de custo

$$\mathbf{J} = E\{e[n]^2\}, \quad (43)$$

onde $E\{\cdot\}$ representa o operador esperança.

Para que \mathbf{J} seja minimizado, é necessário calcular sua derivada em função dos coeficientes $w[k]$, onde

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial w[k]} E\{e[n]^2\} &= \frac{\partial}{\partial w[k]} E \left\{ \left(d[n] - \sum_{i=0}^{N-1} w[i]x[n - i] \right)^2 \right\} \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \\ &= \frac{\partial}{\partial w[k]} E \left\{ d[n]^2 + \left(\sum_{i=0}^{N-1} w[i]x[n - i] \right)^2 - 2 \left(\sum_{i=0}^{N-1} w[i]x[n - i]d[n] \right) \right\} \\ &= 2E \left\{ \left(\sum_{i=0}^{N-1} w[i]x[n - i] \right) x[n - k] \right\} - 2E \{x[n - k]d[n]\} \\ &= 2 \left(\sum_{i=0}^{N-1} w[i]E \{x[n - k]x[n - i]\} \right) - 2E \{x[n - k]d[n]\}. \end{aligned} \quad (44)$$

A função de custo \mathbf{J} atinge o seu mínimo no ponto crítico, isto é, quando sua derivada é igual a zero. Logo,

$$\sum_{i=0}^{N-1} w[i]E \{x[n - k]x[n - i]\} = E \{x[n - k]d[n]\} \quad k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (45)$$

Da Equação (45), pode-se observar que:

1. O valor esperado $E \{x[n - k]x[n - i]\}$ é um estimador da autocorrelação da entrada do filtro para o atraso $i - k$. Pode-se reescrever esta expressão como

$$R[i, k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n - k]x[n - i]. \quad (46)$$

2. O valor esperado $E \{x[n - k]d[n]\}$ é um estimador da correlação cruzada entre a entrada do filtro e a saída desejada para o atraso $i - k$. Pode-se reescrever esta

expressão como

$$p[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n - k]d[n]. \quad (47)$$

Substituindo estas equações na Equação (45), obtém-se um sistema de equações lineares como condição necessária e suficiente para otimizar o filtro, como segue

$$\sum_{i=0}^{N-1} w[i]R[i, k] = p[k] \quad k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (48)$$

Pode-se reescrever este sistema de equações na forma matricial

$$\mathbf{w}\mathbf{R} = \mathbf{p}. \quad (49)$$

Finalmente, os pesos ótimos do filtro de Wiener podem ser expressos por

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}, \quad (50)$$

onde \mathbf{R} representa a matriz de autocorrelação das amostras temporais dos sinais de entrada (Equação (46)) e \mathbf{p} representa o vetor de correlação cruzada entre as amostras temporais dos sinais de entrada e os valores desejados para a saída do filtro (Equação (47)). A Equação (50) é conhecida como a equação de Wiener-Hopf.

Vale ressaltar que o filtro de Wiener resulta no filtro ótimo no sentido da minimização do erro médio quadrático (dispersão do erro), levando-se em conta a estatística presente nos dados de entrada e independente do modelo do ruído. Entretanto, o filtro de Wiener considera que o ruído possui média zero, o que não corresponde ao caso do ruido de empilhamento de sinais unipolares. Para contornar o problema da média do ruído, este trabalho propõe a inclusão de um coeficiente adicional no processo de otimização do filtro de Wiener. Na presente proposta, um elemento adicional de valor constante igual a 1 (um) é adicionado a cada sinal de entrada como último elemento. Desta forma, o sinal de entrada possui $N + 1$ elementos e o vetor de coeficientes também é acrescido de um elemento.

O objetivo da inclusão do elemento adicional é absorver as incertezas do ruído e do sinal de interesse de forma linear, compensando tal contribuição na medida da amplitude de uma dada janela de leitura. Como resultado, a estimativa da amplitude \hat{A}_{FW} do filtro de Wiener proposto é dada pela soma dos produtos das amostras temporais do sinal de entrada x e os N primeiros coeficientes de \mathbf{w} . Ao fim da operação, o último coeficiente $w[N]$ é somado ao resultado, compensando o valor médio do ruído conforme mostrado na

seguinte equação

$$\hat{A}_{FW} = \left(\sum_{i=0}^{N-1} w[i]x[i] \right) + w[N]. \quad (51)$$

Vale mencionar que a filtragem de Wiener tem natureza linear, baseado na operação de soma-produto similar aos métodos OF, atualmente empregados em calorimetria do ATLAS. Portanto, este método também pode ser implementado em processadores digitais através de um filtro FIR, tornando-se uma alternativa tanto para estimação da energia *online* quanto *offline*.

Também vale destacar que o método proposto é similar à uma rede *perceptron* com função de ativação linear, a qual minimiza o erro médio quadrático (HAYKIN, 1994). Contudo, para o problema de estimação de energia em calorimetria, busca-se preferencialmente o emprego de técnicas de estimação lineares para se garantir a resposta linear do calorímetro com a energia da partícula.

4 RESULTADOS

Neste capítulo, o método proposto para estimação da amplitude de sinais baseado na filtragem de Wiener-Hopf é avaliado com dados simulados e com dados reais. Inicialmente, o método é avaliado através de um simulador desenvolvido para modelar cenários de empilhamento de sinais, utilizando um pulso típico de calorímetros modernos. Em seguida, a eficiência do método é avaliada utilizando dados reais do calorímetro de telhas (TileCal) do experimento ATLAS. Uma discussão sobre o desempenho do método proposto em condições severas de empilhamento de sinais é apresentada, comparando-o com métodos atualmente empregados em calorimetria de altas energias.

4.1 Simulação do sinal de um calorímetro imerso em ruído

Primeiramente, vale destacar que o método de estimação proposto neste trabalho pode ser projetado para qualquer pulso utilizado em calorimetria de altas energias.

O filtro de Wiener é projetado a partir de um conjunto de dados composto por sinais de interesse imersos em ruído, bem como os valores conhecidos de amplitude dos respectivos sinais. Este conjunto de dados pode ser produzido através de simulação ou constituído por dados reais de calorímetros em geral, em que o ruído eletrônico e de empilhamento podem ser adquiridos.

Com o intuito de reproduzir condições semelhantes às encontradas em problemas reais, foi desenvolvido um simulador que modela a saída digital de um calorímetro, onde diversas características do sinal de resposta podem ser controladas a fim de se analisar a eficiência dos métodos de estimação para diferentes cenários de operação, tais como: desvio de fase, deformação do pulso, tamanho do pulso, ruído eletrônico, ruído de empilhamento e amplitude do sinal de interesse. Uma vez que pulsos unipolares são amplamente empregados em calorímetros modernos, foi considerado no processo de simulação um pulso unipolar com duração de 150 ns e com uma janela de leitura composta por 7 amostras digitais, similar ao sinal do calorímetro de telhas do ATLAS e encontrado em outros calorímetros modernos (CALDWELL et al., 1992; D0, 2005; TYLMAD, 2009; MULLER et al., 2006).

Para cobrir os principais métodos de estimação atualmente empregados em calorimetria, o método proposto foi comparado com outros dois algoritmos, o Filtro Ótimo (OF2), descrito na Seção 2.3.1, e o *Constrained Optimal Filter* (COF), descrito na Seção 2.3.2. Como já abordado anteriormente, o OF2 é imune ao desvio de fase do pulso e à flutuação da linha de base, ou pedestal. Já o projeto do filtro COF é independente do ruído e se baseia na estimação da matriz de deconvolução dos sinais presentes numa

mesma janela de leitura.

4.1.1 Conjunto de dados

Para avaliar o desempenho do filtro de Wiener para a estimação da amplitude de energia em cenários de empilhamento de sinais, um simulador foi desenvolvido para produzir um conjunto de dados de sinais de interesse com o valor da amplitude conhecido, corrompidos por ruído de empilhamento de sinais e ruído eletrônico Gaussiano provenientes de uma calorímetro referente a uma única célula.

Para produzir o conjunto de dados, um vetor com 70.000 (setenta mil) elementos foi criado, o qual representa uma sequência com a informação da deposição de energia em cada colisão, ou BC (do inglês, *bunch-crossing*). Inicialmente, as amostras digitais do ruído eletrônico (ruído branco) foram geradas por uma distribuição Gaussiana de média zero e desvio padrão de aproximadamente 20 MeV, ou aproximadamente 1,5 contagens de ADC, níveis tipicamente encontrados em sistemas modernos de calorimetria, como no TileCal (LUNDBERG, 2012; GABALDÓN; COLLABORATION et al., 2009; DRAKE et al., 1992; BEHRENS et al., 1993). Vale destacar que os calorímetros possuem sistemas de calibração altamente eficientes que visam, entre outros, fornecer a medida de conversão entre contagens de ADC (saída do circuito digitalizador) e o seu respectivo valor de energia na unidade MeV. Neste trabalho o fator utilizado foi 12, aproximadamente o mesmo utilizado nos canais do TileCal.

Cada BC é então então preenchido aleatoriamente com uma dada ocupação. O conceito de ocupação no ambiente de simulação procura reproduzir o efeito da luminosidade sobre o número médio de interações por colisão. A ocupação é definida como a probabilidade de haver deposição de energia em um determinado canal de leitura do calorímetro oriundas de uma colisão. Em um extremo, 0% de ocupação significa que não houve deposição de energia no canal, verificando-se apenas a presença de ruído eletrônico na saída do mesmo. No outro extremo, uma ocupação de 100% significa que houve deposição de energia em todos os *bunch-crossings* no canal.

Para cada BC não-vazio, uma distribuição exponencial com valor médio μ_{pileup} é utilizada para modelar deposição de energia no canal de leitura, proveniente de sinais empilhados (BANERJEE, 2012; CHAPMAN, 2011). Desta forma, um sinal de referência centrado neste BC é sobreposto no vetor de dados, gerando o efeito de empilhamento de sinais, ou *pile-up*.

Um sinal de interesse é gerado multiplicando o valor de energia em cada amostra do pulso de referência do calorímetro. Para simular deformações associadas à tolerância dos componentes eletrônicos de condicionamento do pulso, cada amostra do sinal é somada a um valor aleatório modelado por uma distribuição Gaussiana de média zero e desvio

padrão de 1% sobre o valor da amostra. Um desvio de fase modelado por uma distribuição uniforme entre $[-1, +1]$ ns também foi introduzido no sinal de interesse, simulando incertezas da fase na aquisição (FULLANA et al., 2006).

Para esta simulação, um pulso de referência com duração de 150 ns foi utilizado, simulando uma taxa de amostragem de 40 MHz, típica do LHC (DELMASTRO, 2003; TREES, 2004). Foram utilizadas 7 amostas digitais para cobrir todo o pulso.

O conjunto de dados é então segmentado em janelas de 7 amostras, referente ao tamanho da janela de observação utilizada para estimativa de energia, resultando em 10.000 eventos. Uma fração destes eventos é selecionado para compor o Conjunto de Ruído e a fração restante para compor o Conjunto de Sinais+Ruído. O Conjunto de Ruído será utilizado durante a fase de projeto dos filtros utilizados nesta análise, enquanto o Conjunto de Sinais+Ruído será utilizado na fase de análise da eficiência de estimativa de energia.

O método proposto depende fortemente da quantidade de eventos durante sua fase de projeto, uma vez que depende de estatísticas de segunda ordem. Portanto, para se estabelecer uma proporção de eventos adequada para compor cada um destes conjuntos de dados, foi utilizada uma medida denominada *cross-talk*, que quantifica a partir da matriz de correlação do conjunto de dados, o quanto que as correlações cruzadas influenciam na energia total do processo estocástico. O *cross-talk* c_t de uma matriz quadrada \mathbf{A} de ordem N é definido por

$$c_t = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=i}^{N-1} |a_{i,j}| - \sum_{i=0}^{N-1} |a_{i,i}|}{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=i}^{N-1} |a_{i,j}|}. \quad (52)$$

A Tabela 1 mostra os valores do *cross-talk* para diferentes frações de divisão do conjunto de dados, em um total de 10.000 eventos, utilizando uma ocupação de 50%. Resultados semelhantes também foram observados para outros valores de ocupação. A partir desta medida, adotou-se uma fração de 50%, resultando num total de 5.000 eventos para cada um dos conjuntos. A Figura 17 representa, utilizando um mapa de cores em tons de cinza, a matriz de correlação do Conjunto de Ruído com a quantidade de eventos selecionada. Observa-se que cerca de 46% da energia está contida nas correlações cruzadas, ou seja, o ruído é fortemente correlacionado, o que é esperado devido ao efeito de empilhamento.

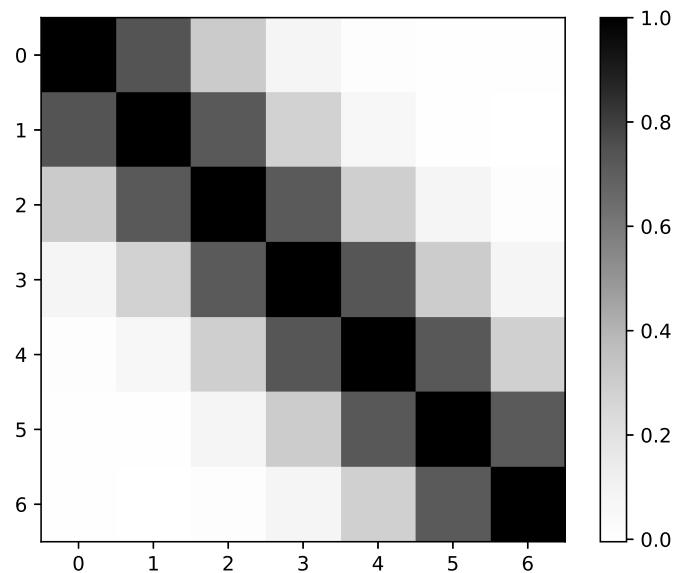
Para produzir o Conjunto de Sinais+Ruído, um sinal central é adicionado em cada um dos eventos, com deformação e desvio de fase seguindo as distribuições mencionadas anteriormente. Para se analisar diferentes relações sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal-Noise Ratio*), a amplitude dos sinais de interesse segue uma distribuição exponencial com

Tabela 1 - Variação do *cross-talk* para diferentes frações de divisão do conjunto de dados.

Fração	<i>Cross-talk</i>
1%	0,4817
5%	0,4640
10%	0,4618
30%	0,4688
50%	0,4665
70%	0,4705
90%	0,4663
100%	0,4655

Fonte: O autor, 2020.

Figura 17 - Representação da matriz de correlação de um dos conjuntos de ruído de simulação utilizando um mapa de tons de cinza.



Fonte: O autor, 2020.

valor médio de μ_{sinal} , onde

$$SNR = \frac{\mu_{sinal}}{\mu_{pileup}}. \quad (53)$$

Quanto menor for o valor SNR, mais difícil se torna a estimativa da amplitude do sinal de interesse.

A fim de se avaliar a eficiência do método proposto em diferentes cenários e condições de empilhamento de sinais, diferentes valores de ocupação e SNR foram experimentados, produzindo novos conjuntos de ruído e de sinais de interesse. Os resultados para estes cenários serão mostrados nas próximas seções.

4.1.2 Projeto do filtro de Wiener

De acordo com a Equação (50), o projeto dos pesos do filtro de Wiener utiliza um conjunto de amostras temporais dos sinais de entrada e um conjunto de valores desejados de amplitude referente aos sinais de entrada. Para compor estes conjuntos, utilizou-se o Conjunto de Ruído, onde cada evento é composto por 7 amostras corrompidas por ruído eletrônico e ruído de empilhamento. Desta forma, a cada evento foi somado um pulso centrado de amplitude conhecida. A amplitude segue uma distribuição uniforme no intervalo de [0; 1023] contagens de ADC, ou seja, cada valor de amplitude tem a mesma probabilidade de ocorrência. Desvios de fase e deformação também foram simulados nas mesmas condições mencionadas anteriormente.

Em seguida, foram computadas a matriz do autocorrelação dos sinos de entrada e a vetor de correlação cruzada entre o dados de entrada e os valores desejados de amplitude, Equações (46) e (47). Finalmente, o sistema linear composto por 5.000 equações e 8 coeficientes foi resolvido computacionalmente, resultando nos 8 pesos do filtro de Wiener (7 pesos fazem a estimativa e o valor do oitavo peso é adicionado ao resultado, conforme a Equação (51)). Este procedimento foi realizado para cada uma das configurações de SNR e ocupação estudadas.

4.1.3 Análise da eficiência da estimativa de amplitude

Para a análise de eficiência, dois parâmetros foram considerados: o valor médio do erro de estimativa e a dispersão (ou desvio padrão). O erro de estimativa é calculado pela diferença entre o valor desejado (conhecido durante a simulação) e o valor estimado (saída do filtro). Estes dois parâmetros, dispersão e média do erro, caracterizam a resolução e a tendência associada aos métodos, respectivamente. Ou seja, quanto menor a dispersão

(medida pelo desvio padrão da distribuição de erro) e a média do erro próxima de zero, mais eficiente é o estimador.

Para analisar diferentes condições de empilhamento de sinais, foram utilizados diferentes níveis de ocupação, variando de 10% a 50%. Neste cenário, foi adotado $\mu_{sinal} = 100$ ADC e $SNR = 1$. A Tabela 2 mostra os valores de média e desvio padrão para cada um dos filtros analisados, Wiener, COF e OF2, para diferentes intensidades de ocupação. Em termos de resolução de estimação, o filtro de Wiener apresenta um ganho em torno de 35% em relação ao OF2 e de 10% em relação ao COF para os valores de ocupação utilizados.

Tabela 2 - Média e desvio padrão do erro de estimação para diferentes valores de ocupação.

Ocupação (%)	Média (MeV)	Desvio Padrão (MeV)
Wiener		
10	99,3122 ± 8,2988	530,6073 ± 23,7971
20	183,3980 ± 14,3951	702,4174 ± 26,9149
30	277,8344 ± 24,0417	831,4643 ± 34,6101
40	359,2219 ± 20,5559	907,2748 ± 27,0466
50	424,4658 ± 21,1183	952,8823 ± 13,0387
OF2		
10	-0,0017 ± 10,7524	7 81,1000 ± 20,4978
20	-4,2587 ± 19,0352	1072,1191 ± 22,3554
30	2,0950 ± 19,4592	1274,6092 ± 20,3164
40	0,4429 ± 15,6452	1406,6097 ± 31,6553
50	-5,8944 ± 11,8754	1514,3807 ± 23,1121
COF		
10	108,0591 ± 5,0178	582,9741 ± 25,0138
20	243,6833 ± 10,8289	764,8561 ± 21,4934
30	373,0154 ± 14,1903	909,5907 ± 31,5313
40	497,5360 ± 18,7180	1000,0163 ± 32,7749
50	604,0697 ± 10,2979	1055,0670 ± 12,8602

Fonte: O autor, 2020.

A Figura 18 mostra a variação da média e do desvio padrão do erro de estimação com a ocupação. Nota-se que para valores maiores de ocupação, ou seja, para uma intensidade maior de empilhamento de sinais, todos os métodos aqui estudados apresentam uma degradação na performance de estimação. Note que embora os filtros de Wiener e COF apresentem uma dispersão similar do erro de estimação, como mostra os histogramas sobrepostos, o valor da dispersão é menor para o filtro de Wiener. Pode-se observar também que tanto o filtro de Wiener quanto o COF apresentam uma leve tendência do

valor médio do erro com a ocupação.

Essa tendência no valor médio do filtro de Wiener para altas ocupações se deve às características não-gaussianas do ruído de empilhamento. Como o filtro é projetado buscando-se minimizar a variância do erro de estimativa, o filtro opera em condições subótimas em cenários onde o ruído é não-gaussiano. A Figura 19 mostra a distribuição de energia em ADC da primeira amostra do conjunto de ruído com ocupação de 30% e 50%. Pode-se observar que o ajuste Gaussiano não modela bem a distribuição do ruído, o que introduz uma componente não-linear na medida da amplitude. Essa tendência pode ser parametrizada no projeto do filtro para reduzir seu efeito na estimativa da amplitude.

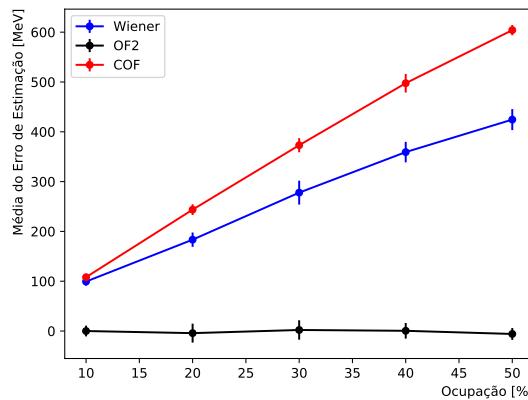
Adicionalmente, também foram analisadas diferentes razões de sinal-ruído (SNR), variando de 1 até 10. Neste cenário, foi adotado $\mu_{sinal} = 100$ ADC e uma ocupação de 10%, variando o μ_{pileup} de acordo com o SNR, ou seja, para SNR igual a 1, $\mu_{pileup} = \mu_{sinal} = 100$ ADC e para SNR igual a 10, $\mu_{pileup} = \mu_{sinal}/10 = 10$ ADC. A Tabela 3 mostra os valores de média e desvio padrão para cada um dos filtros analisados, para diferentes valores de SNR.

A Figura 20 mostra a variação da média e do desvio padrão do erro de estimativa com o SNR. Os ganhos em termo de resolução obtidos pelo filtro de Wiener comparado ao OF2 alcançam 30% para baixos valores de SNR e 10% para valores mais altos. Comparado ao COF, os ganhos obtidos com o filtro de Wiener alcançam cerca de 10% para baixos valores de SNR e cerca de 60% para altos valores. Estes ganhos podem ser explicados pelo fato de que para valores menores de SNR, a contribuição dos sinais empilhados com faixa de amplitude próximas a dos sinais de interesse dificultam a estimativa da amplitude. Deste modo, o filtro de Wiener se mostrou mais eficiente em condições de alto empilhamento. Para SNR maiores, os erros se tornam menores dado que o sinal de interesse se sobressai em relação ao ruído, como pode ser observado pela média de estimativa dos métodos tendendo a valores próximos de zero. Vale ressaltar que os valores de média estão na unidade MeV, o que representam baixos valores em ADC. Para SNR igual a 10, por exemplo, a média do erro de estimativa é de cerca de 2 contagens ADC para os filtros de Wiener e COF.

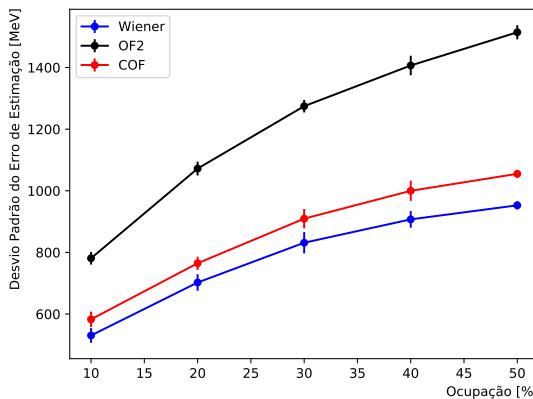
4.1.3.1 Linearidade do estimador

A essência do filtro de Wiener é que ele minimiza o erro médio quadrático de estimativa, definido pela diferença entre o valor esperado e a saída o filtro. Uma importante propriedade deste estimador é que o sinal de erro (erro de estimativa) é ortogonal à entrada do filtro. Isso significa que o erro de estimativa não depende do sinal de entrada, e consequentemente, da amplitude do sinal. Na prática, deve-se observar que para toda faixa de operação do filtro, a amplitude estimada deve ser proporcional à amplitude

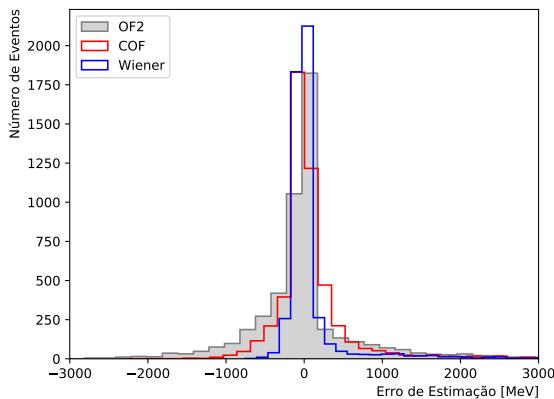
Figura 18 - Média e desvio padrão do erro de estimação para diferentes intensidades de ocupação.



(a)



(b)



(c)

Legenda: Variação da (a) média e do (b) desvio padrão do erro de estimação para diferentes intensidades de ocupação. Através do histograma (c) do erro de estimação para ocupação de 50%, simulando condições severas de empilhamento, nota-se uma melhor resolução para filtro de Wiener.

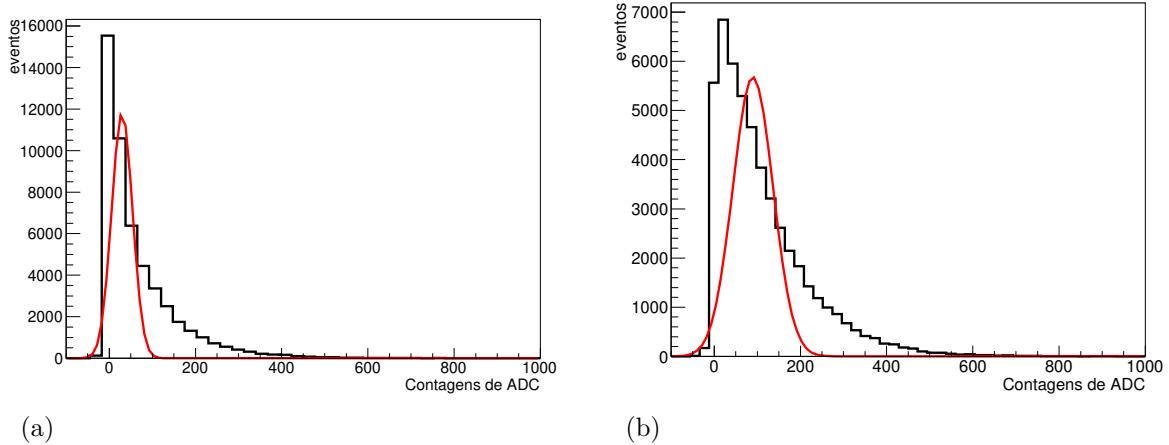
Fonte: O autor, 2020.

Tabela 3 - Média e desvio padrão do erro de estimativa para diferentes valores de SNR.

SNR	Média (MeV)	Desvio Padrão (MeV)
Wiener		
1	95,9277 ± 11,7618	518,6114 ± 14,5889
2	72,6721 ± 5,1730	283,6847 ± 8,3079
4	45,4189 ± 3,8456	155,6820 ± 9,2564
6	34,8274 ± 1,6553	110,4878 ± 2,4151
8	28,1641 ± 1,1773	86,9947 ± 2,7937
10	24,1988 ± 0,9388	71,7562 ± 2,2163
OF2		
1	-5,0874 ± 10,7928	769,4112 ± 11,4408
2	0,2103 ± 4,6211	389,8378 ± 7,4853
4	-0,9881 ± 3,4460	194,9780 ± 6,9262
6	-1,1187 ± 1,5212	131,8130 ± 2,1355
8	-0,5920 ± 1,9854	100,0016 ± 2,8241
10	-0,3395 ± 0,9280	81,0042 ± 2,0157
COF		
1	102,7659 ± 5,9788	575,3608 ± 13,9957
2	37,6235 ± 2,7053	339,5370 ± 9,5209
4	-2,8577 ± 3,7301	235,9089 ± 6,4984
6	-12,1995 ± 3,3180	209,9572 ± 4,5421
8	-18,7397 ± 2,4455	203,5529 ± 4,2286
10	-20,4830 ± 1,9077	195,6645 ± 2,7148

Fonte: O autor, 2020.

Figura 19 - Distribuição da primeira amostra dos eventos do conjunto de ruído de simulação com ajuste Gaussiano.



Legenda: Histograma do ruído presente na primeira amostra para (a) 30% e (b) 50% de ocupação.

Nota-se que o efeito de empilhamento de sinais introduz características não-gaussianas no ruído.

Fonte: O autor, 2020.

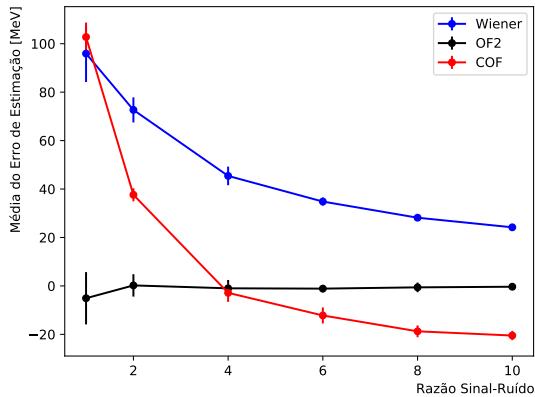
desejada. Em outras palavras, o erro de estimativa se mantém constante em toda a faixa de operação.

Para caracterizar a linearidade do filtro de Wiener dentro de uma faixa de operação usual, foi realizada a estimativa de amplitude de um conjunto de sinais corrompidos por ruído Gaussiano, o qual utiliza uma distribuição uniforme entre [0, 1023] ADC de amplitude. A Figura 21a mostra a dispersão do erro de estimativa, onde pode-se notar que a dispersão do erro se mantém constante em toda a faixa de amplitude. A Figura 21b mostra a relação linear entre o valor desejado de amplitude e o valor estimado pelo filtro de Wiener.

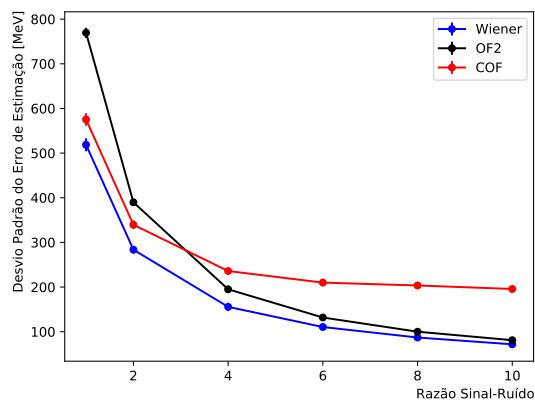
4.1.4 Pesquisa reproduzível

Em favor da legitimidade dos resultados aqui apresentados e do fomento à colaboratividade da pesquisa, este trabalho adota aspectos relacionados ao conceito de pesquisa reproduzível, onde o leitor pode ter acesso ao material desenvolvido e, com isso, reproduzir os resultados obtidos. Tanto o material quanto as instruções de como utilizá-lo, podem ser acessados pela URL <<https://github.com/ingoncalves/mss-dissertacao-analises>>. Além disso, a ferramenta desenvolvida para a produção do conjunto de dados de simulação está disponível no pacote *Calo Pulse Kit* (GONCALVES, 2019b), através da URL <<https://gitlab.cern.ch/ginaciog/calopulsekit>>.

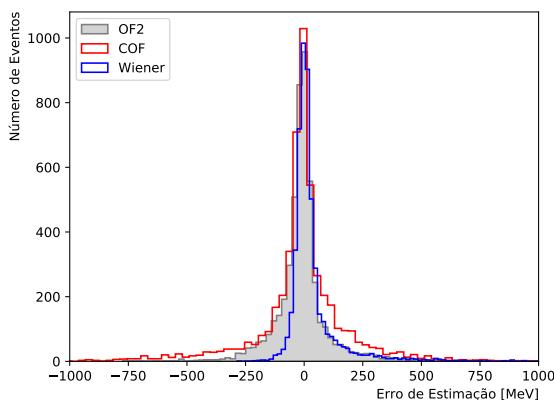
Figura 20 - Média e desvio padrão do erro de estimação para diferentes valores de SNR.



(a)



(b)

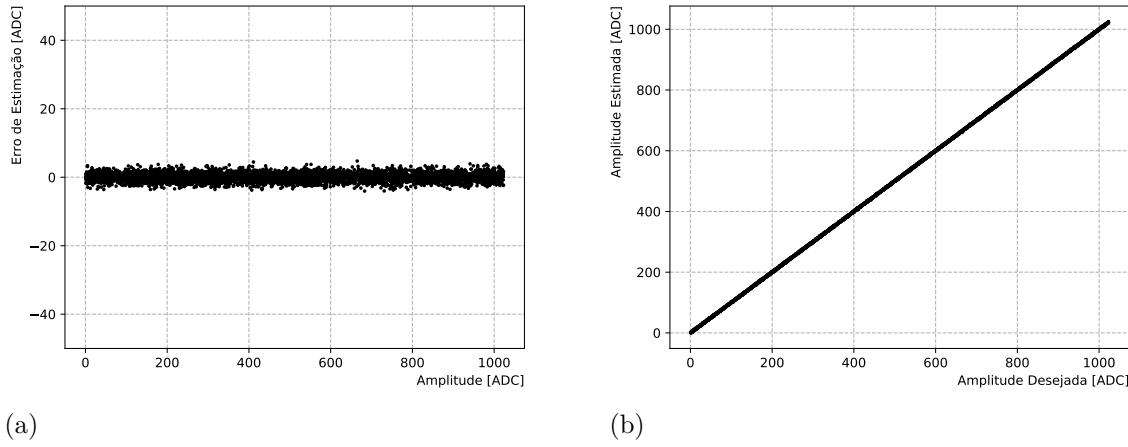


(c)

Legenda: Variação da (a) média e do (b) desvio padrão do erro de estimação para diferentes razões de sinal-ruído (SNR). Através do histograma (c) do erro de estimação para $SNR = 1$, simulando altos níveis de empilhamento de sinais, nota-se uma melhor resolução para filtro de Wiener.

Fonte: O autor, 2020.

Figura 21 - Teste de linearidade do filtro de Wiener.



Legenda: (a) Erro de estimação do filtro de Wiener dentro da faixa de amplitude usual.
(b) Relação entre o valor desejado de amplitude e o valor estimado pelo filtro de Wiener.
Fonte: O autor, 2020.

4.2 Resultado com dados reais do calorímetro de telhas do ATLAS

Nesta seção, o método proposto, bem como os estimadores OF2 e COF, foram aplicados a dados reais adquiridos durante a operação nominal do LHC em 2018. Inicialmente, foi utilizada uma célula de alta ocupação do TileCal, a mais afetada pelo efeito de empilhamento de sinais. Posteriormente, uma análise utilizando todas as células foi realizada, para se avaliar a eficiência dos estimadores em todas as regiões do calorímetro. Vale ressaltar que o método proposto foi implementado na infraestrutura de *software* do ATLAS, estando disponível para uso pela colaboração, assim como os métodos OF2 e COF, que serão considerados para efeito de comparação.

4.2.1 Conjunto de dados

Dados reais de colisão próton-próton adquiridos em 2018 pelo LHC (último período de tomada de dados) foram utilizados para análise de eficiência do método proposto. Para observar o comportamento do filtro para diferentes intensidades de empilhamento de sinais, foram utilizados conjuntos de dados de baixa luminosidade, com número médio de interações por colisão de $\langle\mu\rangle \approx 30$, $\langle\mu\rangle \approx 40$ e $\langle\mu\rangle \approx 50$, e um conjunto com $\langle\mu\rangle \approx 90$, o qual representa faixas de alta luminosidade previstas para os próximos anos de operação do LHC. Cada conjunto contém cerca de 1 milhão de eventos. Para estes conjuntos, a energia de colisão no centro de massa é de $\sqrt{s} = 13$ TeV e o espaçamento

entre colisões (dT) é de 25 ns. Além disso, os eventos utilizados foram obtidos de tomadas de dados chamadas *ZeroBias*, onde um tipo especial de *trigger* é utilizado para armazenar apenas eventos de *background*, ou seja, apenas informação de ruído eletrônico e de empilhamento. Em outras palavras, nestes eventos não é esperado observar nenhum sinal de interesse na janela de aquisição, constituindo apenas um conjunto de dados de ruído. Desta forma, é possível utilizar este conjunto de ruído no processo de simulação para o projeto do filtro, adotando o mesmo procedimento realizado na sessão anterior.

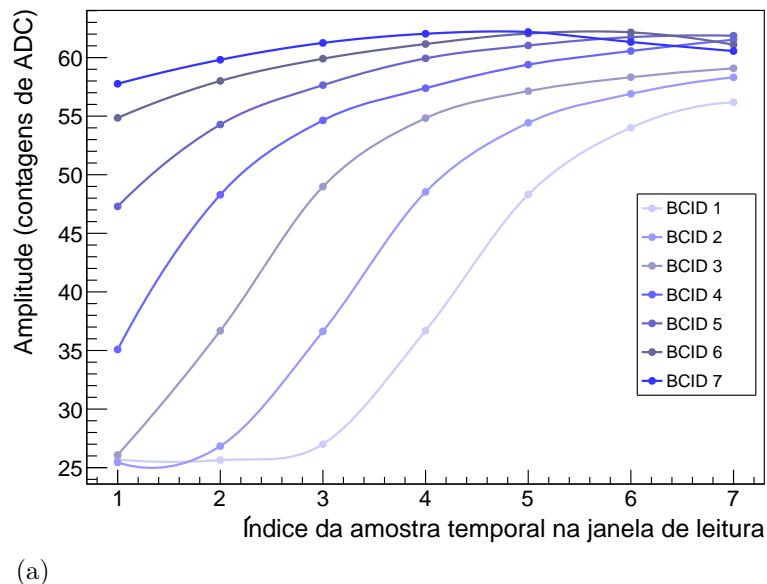
O LHC opera em um esquema chamado trem de colisões, a fim de se evitar a saturação dos sistemas devido à quantidade imensa de dados gerada. Neste padrão de operação, um número fixo de colisões, ou *bunch-crossing*, são realizadas sequencialmente e espaçadas de um intervalo de tempo sem colisões. O objetivo destas pausas é proporcionar um intervalo de tempo razoável para toda eletrônica do detector processar os eventos recebidos, dada a latência de resposta de cada sub-detector. Como consequência deste padrão de operação, a distribuição do ruído de empilhamento varia com a posição no trem de colisões. A Figura 22 mostra a média do ruído presente em uma célula de alta ocupação do calorímetro de telhas para cada uma das 7 amostras da janela de leitura, variando a posição no trem de colisões. Em outras palavras, a média do ruído não é constante em todo o trem de colisões, apresentando grandes variações no início e no fim do trem e valores mais constantes nos BCs intermediários.

4.2.2 Projeto do filtro no ambiente do ATLAS

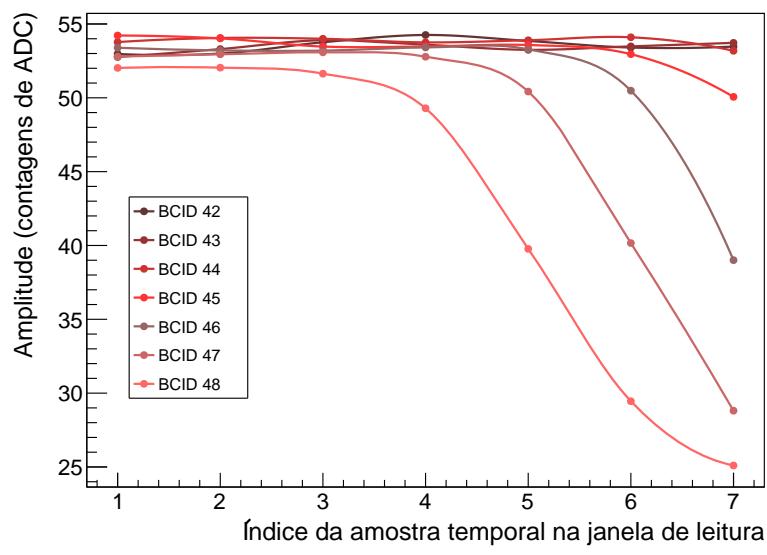
Visto que o filtro de Wiener é projetado a partir de um conjunto de dados composto por sinais de interesse imersos em ruído, bem como os valores conhecidos de amplitude dos respectivos sinais, sinais foram produzidos através do mesmo simulador descrito na seção anterior. Para simular deformações associadas à tolerância dos componentes eletrônicos de condicionamento do pulso, cada amostra do sinal é somada a um valor aleatório modelado por uma distribuição Gaussiana de média zero e desvio padrão de 1% sobre o valor da amostra. Um desvio de fase modelado por uma distribuição uniforme entre $[-1, +1]$ ns também foi introduzido no sinal de interesse, simulando incertezas da fase na aquisição ((FULLANA et al., 2006)). A amplitude segue uma distribuição uniforme no intervalo de $[0; 1023]$ contagens de ADC, visto que o conversor analógico-digital dos canais de leitura do TileCal possui 10 bits ((ANDERSON et al., 2005)). Desta forma, cada valor de amplitude tem a mesma probabilidade de ocorrência. Por fim, os sinais gerados foram somados aos eventos do conjunto ZeroBias utilizados para projetar os coeficientes do filtro de Wiener.

Devido ao fenômeno de variação da média do ruído em relação à posição no trem de colisões, a implementação do filtro de Wiener do ambiente de software do ATLAS considerou duas abordagens distintas para o projeto dos pesos do estimador. A primeira

Figura 22 - Ruído médio (em contagens de ADC) para diferentes posições no trem de colisão



(a)



(b)

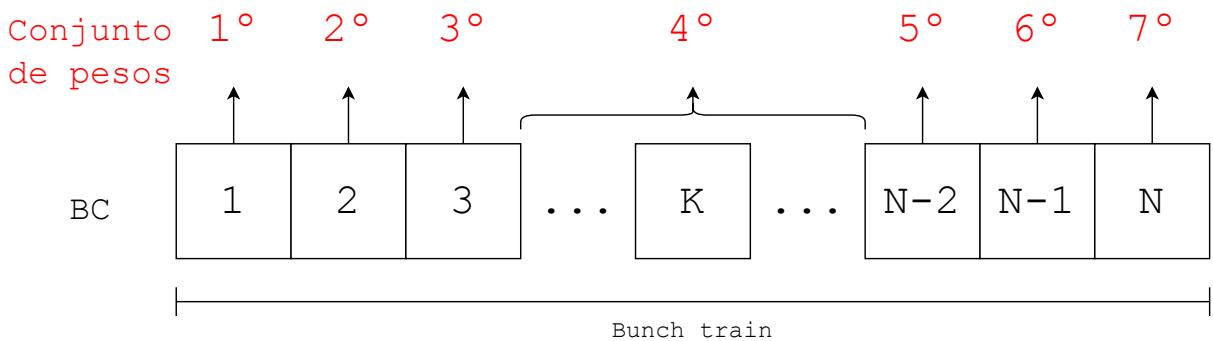
Legenda: Ruído médio (em contagens de ADC) presente nas 7 primeiras janelas de aquisição do primeiro trem de colisões (a) e nas 7 últimas janelas de aquisição do primeiro trem de colisões (b), observado no conjunto de dados de $\langle\mu\rangle \approx 40$. O mesmo fenômeno é observado em todos os conjuntos de dados reais utilizados.

Fonte: O autor, 2020.

abordagem, denominada filtro de Wiener Generalizado, não faz distinção da posição do trem de colisões e, portanto, utiliza todo o conjunto de dados durante a fase de projeto dos pesos. A segunda abordagem, denominada filtro de Wiener Otimizado, realiza o projeto dos pesos para cada posição no trem de colisões, otimizando os pesos para cada condição de ruído.

Na prática, como observado na Figura 22, os *bunch-crossings* no meio do trem de colisões podem ser generalizados, uma vez que possuem aproximadamente a mesma característica de ruído. Portanto, o filtro de Wiener Otimizado é composto por 7 conjuntos diferentes de pesos, sendo três conjuntos de pesos associados aos 3 primeiros BCs, um conjunto de pesos associado à media dos BCs intermediários, e 3 conjuntos de pesos associados aos 3 últimos BCs. A Figura 23 ilustra este esquema de conjunto de pesos otimizados para a posição no trem de colisões.

Figura 23 - Esquema do projeto dos pesos do filtro de Wiener otimizados para a posição do *bunch-crossing* (BC).



Fonte: O autor, 2020.

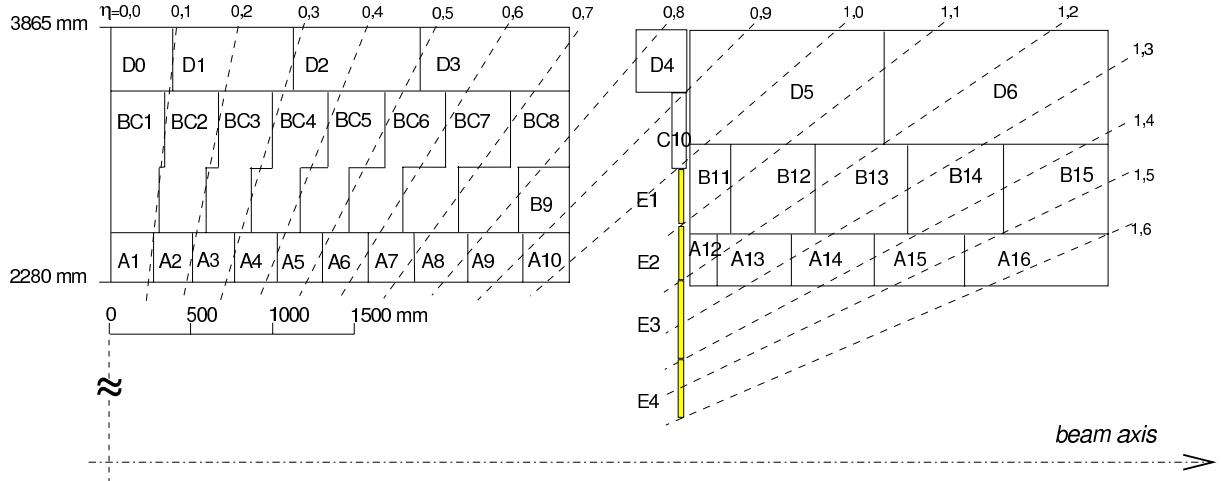
Em termos de luminosidade, foram projetados pesos para $\langle\mu\rangle \approx 40$ e para $\langle\mu\rangle \approx 90$. A escolha de qual conjunto de pesos utilizar durante a reconstrução *offline* pode ser facilmente configurada através de um parâmetro no *script* de reconstrução de eventos do *software* Athena, utilizado pelo experimento ATLAS (COLLABORATION, 2019).

4.2.2.1 Resultados para células de altíssima ocupação

Para analisar a eficiência do filtro de Wiener para condições severas de empilhamento de sinais, foi utilizada a célula E4 do barril estendido do TileCal. Devido à sua posição bem próxima ao feixe de partículas, esta célula é a mais afetada pelo efeito de empilhamento neste calorímetro, com altos níveis de ocupação. A Figura 24 mostra a posição da célula E4 no TileCal.

Para a célula E4, a implementação do filtro de Wiener no software de reconstrução

Figura 24 - Células de alta ocupação do TileCal.



Legenda: Esquema mostrando a estrutura de células do TileCal, incluindo as chamadas “células E” (E1-E4), que estão destacadas em amarelo.

Fonte: CERN, 2013.

do ATLAS utiliza o filtro de Wiener Otimizado e, para as demais células, o projeto Filtro de Wiener Generalizado, como descritos na Seção 4.2.2.

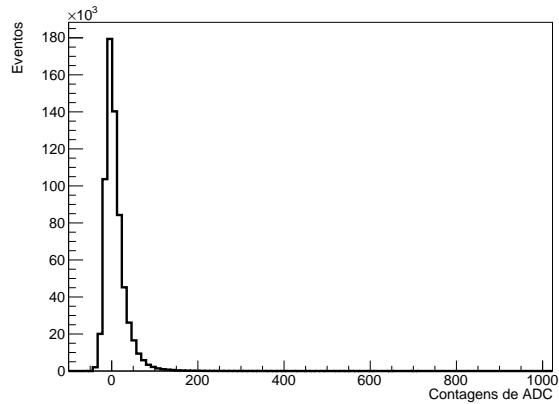
A fim de se caracterizar o ruído de empilhamento presente nas células E4, a Figura 25 mostra a distribuição de energia em ADC da primeira amostra do conjunto de ruído com luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 30$, $\langle\mu\rangle \approx 50$ e $\langle\mu\rangle \approx 90$, utilizando *bunch-crossings* no meio do trem de colisões. Semelhante ao observado no conjunto de dados de simulação, pode-se verificar visualmente características não-gaussianas do ruído, o que introduz componentes não-lineares na medida da amplitude.

Para esta análise, a energia dos eventos do conjunto de ruído (*ZeroBias*) foram estimadas utilizando os três métodos, os quais encontram-se disponíveis no pacote de reconstrução do ATLAS. Como se tratam de eventos com informação apenas de ruído, espera-se que a energia depositada nos canais seja próxima de zero.

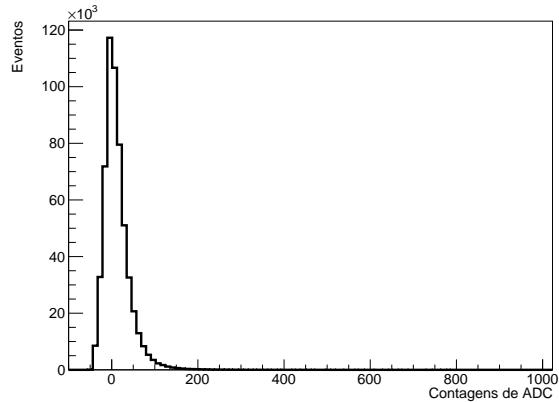
Um total de 64 módulos foram utilizados, cobrindo todo o domínio do ângulo azimutal ϕ , enquanto canais patológicos conhecidos foram excluídos. Os eventos de luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 30$ e $\langle\mu\rangle \approx 50$ foram reconstruídos com pesos do filtro de Wiener projetados para $\langle\mu\rangle \approx 40$, enquanto os eventos com luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 90$ foram reconstruídos com pesos projetados para a mesma faixa de $\langle\mu\rangle \approx 90$.

A Tabela 4 resume o estudo da eficiência dos métodos em termos de média e desvio padrão da distribuição de energia reconstruída para três conjuntos de dados com diferentes valores de luminosidade. Pode-se observar ganhos em termos de resolução de estimativa por volta de 30% com o filtro de Wiener comparado ao método OF2. Para alta luminosidade, o ganho é ainda maior, por volta de 40%. Comparando a eficiência do filtro de Wiener com o método COF, os ganhos variam entre 10%, para valores menores

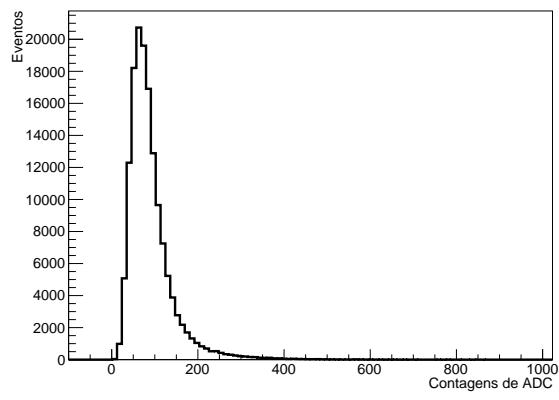
Figura 25 - Distribuição da primeira amostra dos eventos do conjunto de ruído com dados reais.



(a)



(b)



(c)

Legenda: Histograma do ruído presente na primeira amostra da célula E4 da partição EBA do TileCal, para luminosidades (a) $\langle\mu\rangle \approx 30$, (b) $\langle\mu\rangle \approx 50$ e (c) $\langle\mu\rangle \approx 90$. Nota-se que o efeito de empilhamento de sinais introduz características não-gaussianas no ruído.

Fonte: O autor, 2020.

de luminosidade e 20% para alta luminosidade.

Tabela 4 - Média e desvio padrão da energia reconstruída para diferentes valores de $\langle\mu\rangle$.

$\langle\mu\rangle$	Média (MeV)	Desvio Padrão (MeV)
Wiener		
30	36,2354	487,6635
50	89,4477	621,6482
90	128,7891	748,1395
OF2		
30	34,8502	696,5907
50	60,2647	904,3976
90	498,8130	1214,9348
COF		
30	28,1916	544,1827
50	84,5160	713,6064
90	813,2802	947,1248

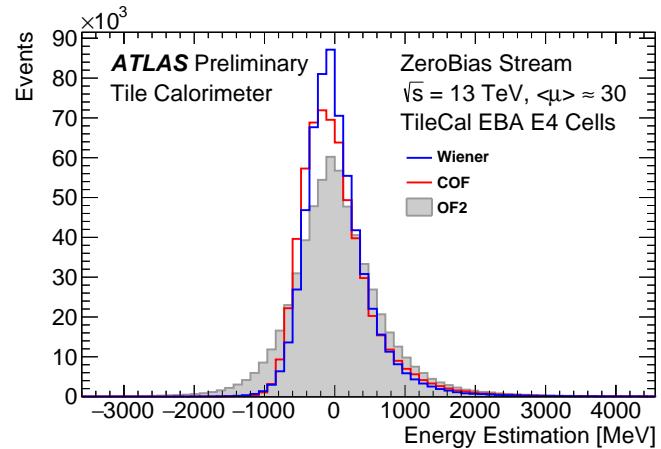
Fonte: O autor, 2020.

A Figura 26 mostra a distribuição de energia para a célula E4 da partição EBA do TileCal, reconstruídas pelo filtro de Wiener, COF e OF2.

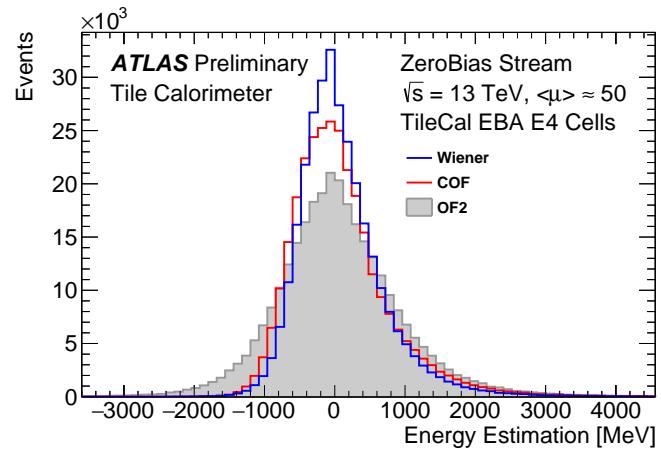
A Figura 27 mostra a variação da média e do desvio padrão das distribuições de energia reconstruída para diferentes valores de $\langle\mu\rangle$, onde são desejados valores próximos a zero de média e pequenos valores de desvio padrão. Melhorias podem ser observadas em termos de estimativa de energia para cenários de alta luminosidade utilizando o filtro de Wiener com respeito aos filtros COF e OF2 nas células E4 do TileCal.

A correlação entre a energia estimada entre o filtro de Wiener e o método OF2 para a célula E4 é mostrada pela Figura 28, onde foram utilizando eventos de alta luminosidade ($\langle\mu\rangle \approx 90$). Pode-se observar que a dispersão no eixo y , referente a energia estimada pelo filtro de Wiener, é menor comparada ao eixo x , relacionada ao OF2. Também é possível notar valores de energia negativos atingidos pelo OF2, enquanto o filtro de Wiener estima valores mais próximos de zero. Tais sinais caracterizam a presença de sinais fora de fase ou empilhados. Isto evidencia mais uma vez o ganho em resolução de estimativa de energia obtido pelo filtro de Wiener em células severamente afetadas pelo efeito de empilhamento de sinais.

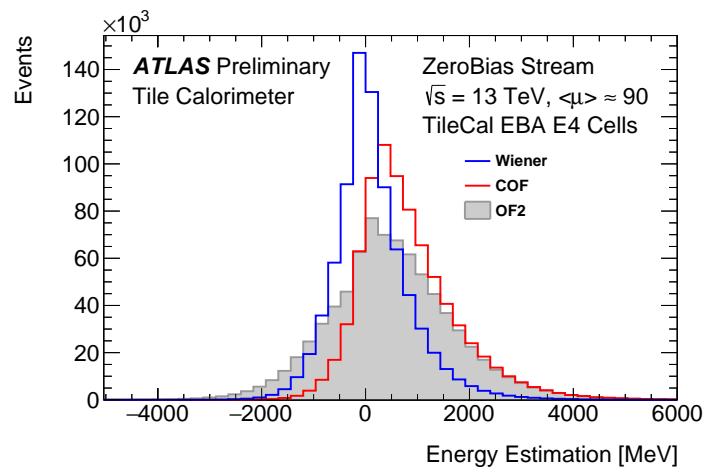
Figura 26 - Espectro de energia dos estimadores COF, OF2 e Wiener para uma célula de alta ocupação.



(a)



(b)

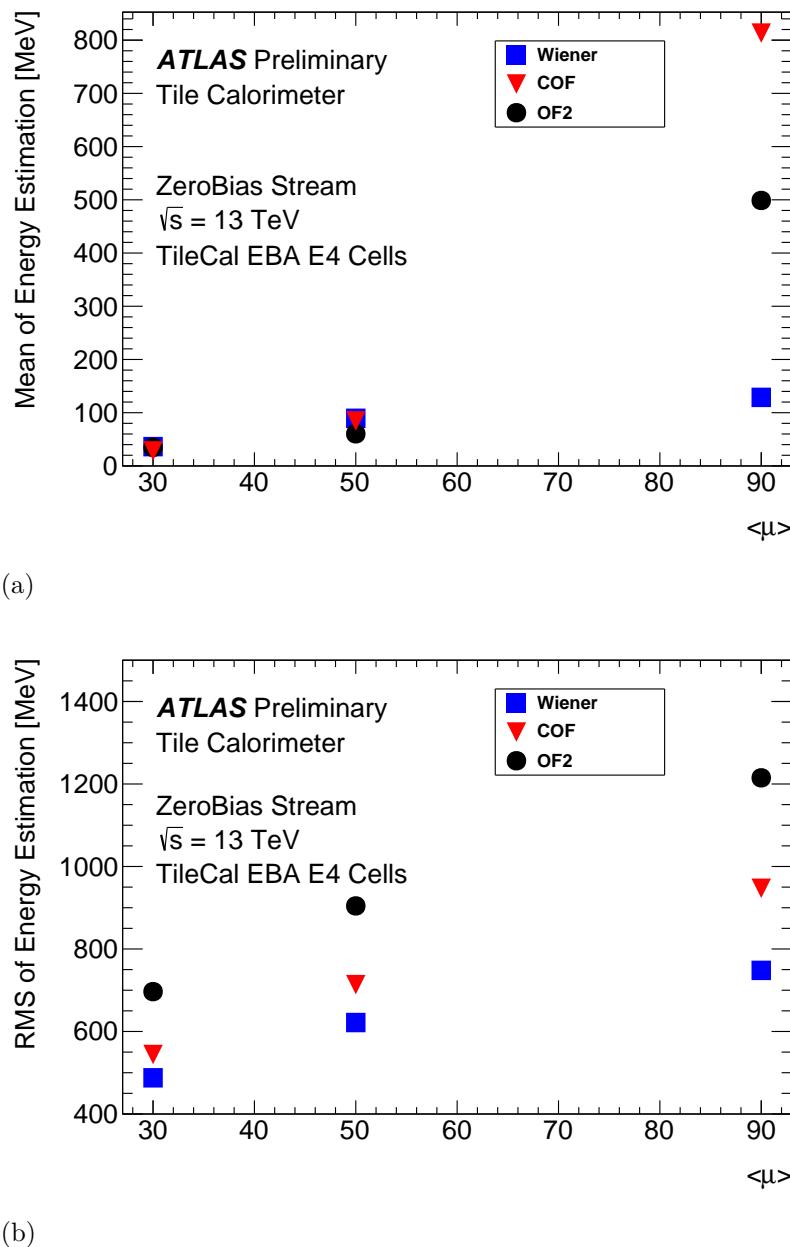


(c)

Legenda: Distribuição de energia reconstruída para (a) $\langle\mu\rangle \approx 30$, (b) $\langle\mu\rangle \approx 50$ e (c) $\langle\mu\rangle \approx 90$.

Fonte: GONCALVES et al., 2020.

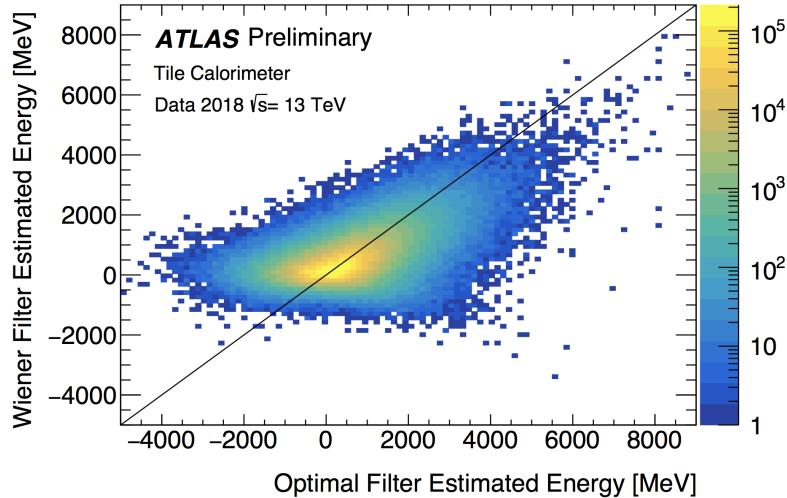
Figura 27 - Variação da média e do desvio padrão da distribuição de energia para dados reais.



Legenda: Evolução da (a) média e do (b) desvio padrão das distribuições de energia reconstruídas de tomada de dados *ZeroBias*.

Fonte: GONCALVES et al., 2020.

Figura 28 - Correlação entre o filtro de Wiener e método OF2.



Fonte: GONCALVES, 2019a.

4.2.2.2 Resultado para todas as células do calorímetro

A fim de consolidar os resultados do filtro de Wiener a nível de célula, foi realizada uma análise de reconstrução de energia utilizando todas as células do TileCal. O filtro foi projetado para cada partição, módulo e canal do calorímetro, e sua performance foi comparada com os filtros COF e OF2. Semelhantemente como realizado nas análises da célula E4, foram utilizados dois conjuntos de dados *ZeroBias*, com luminosidades $\langle\mu\rangle \approx 40$ e $\langle\mu\rangle \approx 90$.

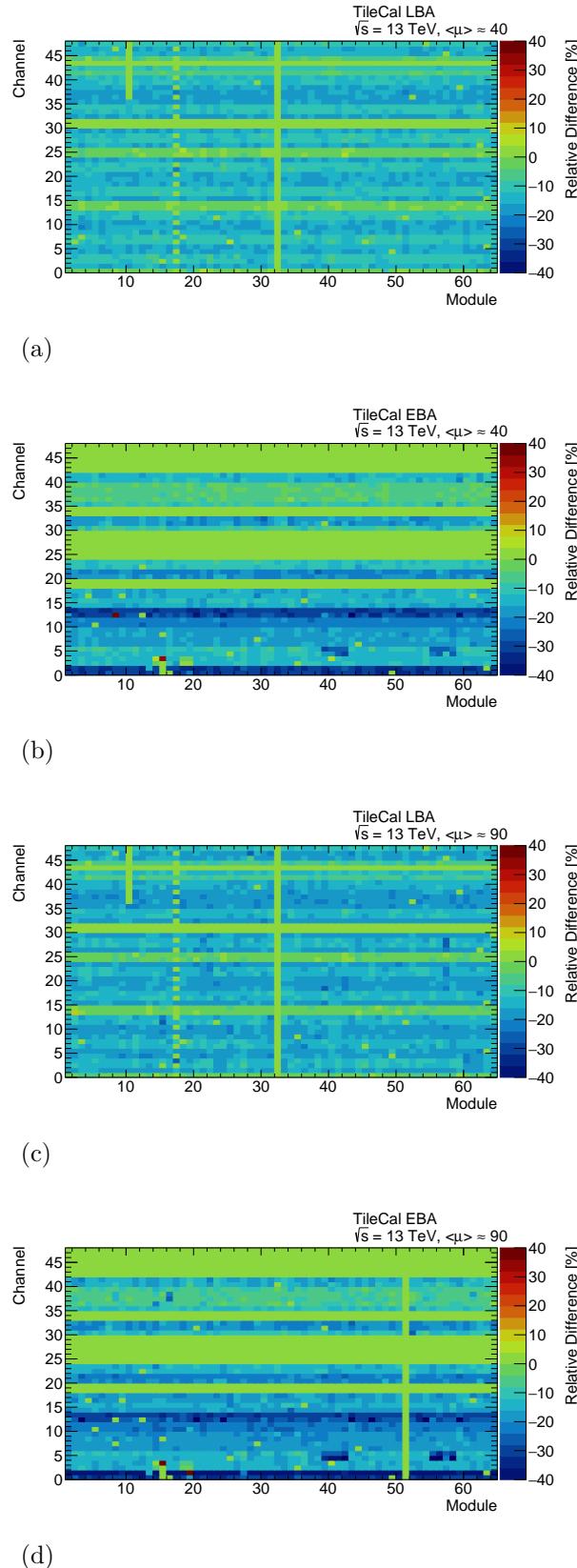
Para comparar a performance entre os métodos estudados, foi computado o desvio relativo percentual da distribuição de energia reconstruída pelo filtro de Wiener e o método OF2, definido pela Equação (54).

$$\sigma_a = 100 \times \frac{\sigma_{Wiener} - \sigma_{OF2}}{\sigma_{OF2}} \quad (54)$$

A Figura 29 mostra mapas de calor do desvio relativo percentual σ_a para as partições LBA (barril central) e EBA (barril estendido), para as luminosidades $\langle\mu\rangle \approx 40$ e $\langle\mu\rangle \approx 90$, onde o eixo x representa os 64 módulos de uma partição e o eixo y representa os 48 canais de cada módulo. Nestes mapas de calor, cores frias (azul) representam valores negativos de σ_a , ou seja, casos em que o desvio padrão relacionado ao filtro de Wiener é menor do que o relacionado ao OF2. De forma análoga, cores quentes (vermelho) representam valores positivos de σ_a , onde o filtro de Wiener apresenta uma resolução pior comparado ao método OF2.

Nota-se que para a grande maioria das células do calorímetro, em ambas as par-

Figura 29 - Mapas de calor comparativos entre o filtro de Wiener e OF2.



Legenda: Mapas de calor do desvio relativo percentual entre desvio padrão de estimativa de energia do filtro de Wiener e o método OF2 para as partições LBA e EBA. (a) e (b) representam eventos com luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 40$ e (c) e (d) com luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 90$.

Fonte: O autor, 2020.

tições, o filtro de Wiener apresenta uma melhor resolução em comparação com o OF2. Para luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 40$, a resolução em células normais é aprimorada por um fator entre 10% e 20%. Para condições de alta luminosidade, $\langle\mu\rangle \approx 90$, o ganho em resolução é ainda maior, entre 20% e 40%.

Vale ressaltar que para os canais 0 e 1, células E4 e E3 respectivamente, existe uma melhoria bastante significativa em termos de resolução do estimador, um ganho acima de 40% para ambas as faixas de luminosidade. Como ilustrado na Figura 24, estas células se encontram próximas ao ponto de colisão e representam as células mais afetadas pelo efeito de empilhamento de sinais. Para células de alta ocupação, o método OF2 opera em condições sub-ótimas devido a características não-gaussianas do ruído de empilhamento. O filtro de Wiener, com o projeto otimizado para cada uma destas células, consegue absorver melhor a estatística do ruído, resultando em uma melhor resolução de estimação.

Comparando o filtro de Wiener com o método COF, adotou-se a seguinte medida comparativa do desvio padrão

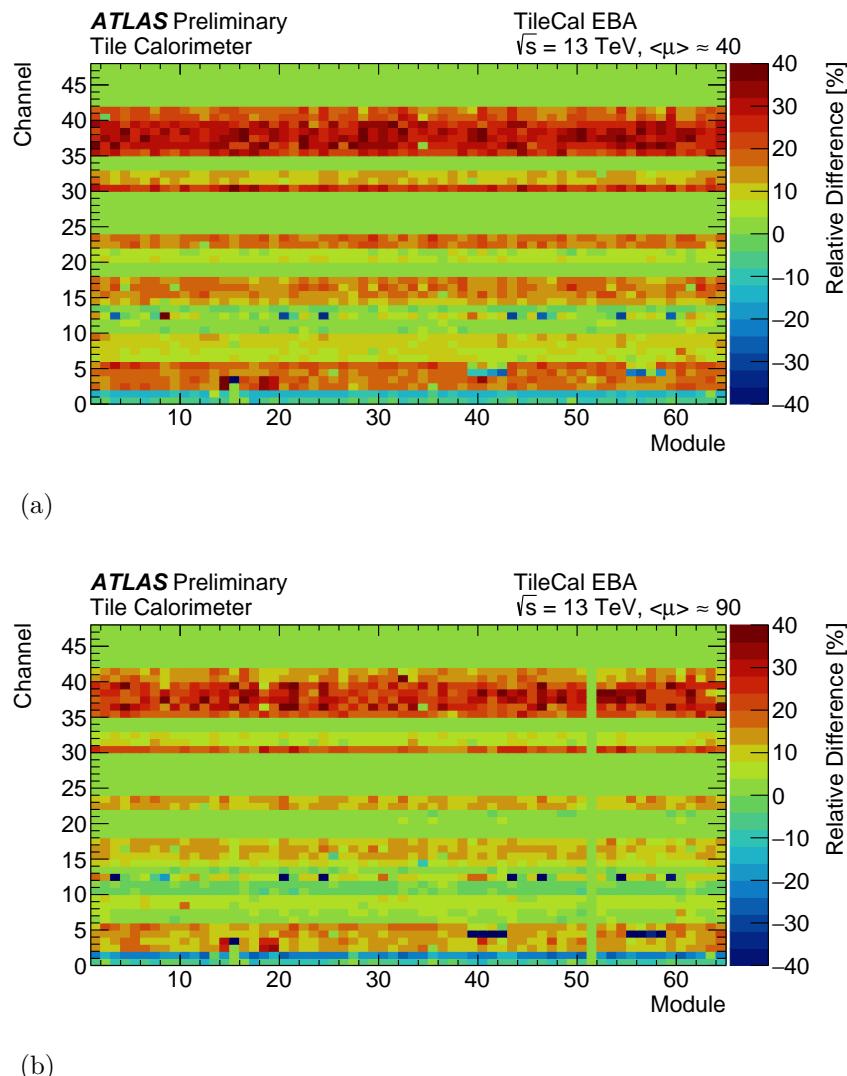
$$\sigma_b = 100 \times \frac{\sigma_{Wiener} - \sigma_{COF}}{\sigma_{COF}}. \quad (55)$$

A Figura 30 mostra os mapas de calor de σ_b . Diferentemente do que ocorre com o OF2, o filtro de Wiener apresenta melhorias na resolução de estimação apenas para os canais de alta ocupação 0 e 1, células E4 e E3 respectivamente. Para luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 40$, o filtro de Wiener melhora a resolução de estimação por um fator entre 10% e 20% comparado ao COF. Para alta luminosidade, $\langle\mu\rangle \approx 90$, a melhoria é de cerca de 30% na resolução.

A Figura 31a mostra a diferença da média da distribuição de energia estimada entre o filtro de Wiener e COF, adotando o método OF2 como referência. Valores positivos representam valores de média superiores ao OF2 e valores negativos representam valores menores. De forma semelhante, a Figura 31b mostra a diferença relativa percentual do desvio padrão da distribuição de energia dos métodos, adotando o OF2 como referência e considerando um módulo apenas. Nesta análise, a eficiência dos três métodos são comparadas.

Mais uma vez, nota-se que as melhorias mais significativas obtidas pelo uso do filtro de Wiener em respeito ao COF e OF2 são visíveis para os canais 0 (célula E4) e 1 (célula E3), células severamente afetadas pelo efeito de empilhamento de sinais para o nível de luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 90$.

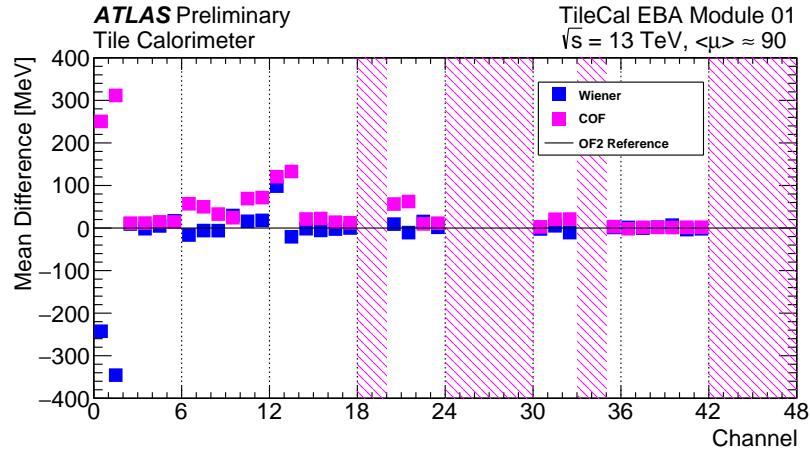
Figura 30 - Mapas de calor comparativos entre o filtro de Wiener e COF.



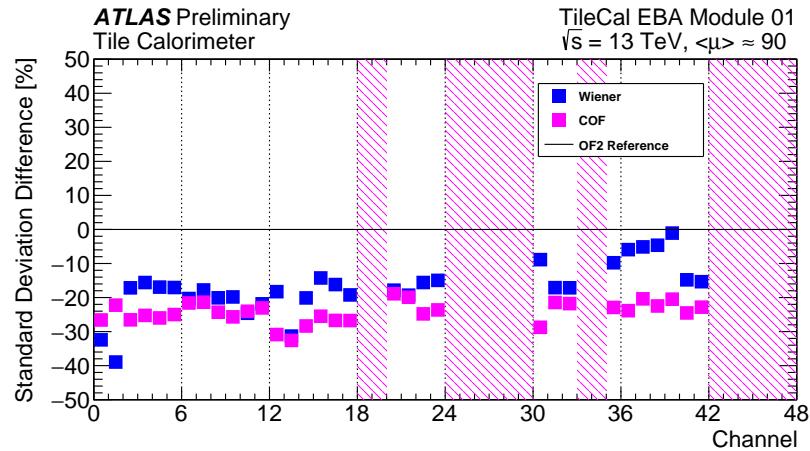
Legenda: Mapas de calor do desvio relativo percentual entre desvio padrão de estimação de energia do filtro de Wiener e o método COF para a partição EBA do TileCal. (a) representa eventos com luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 40$ e (b) com luminosidade $\langle\mu\rangle \approx 90$.

Fonte: GONCALVES et al., 2020.

Figura 31 - Variação da média e do desvio padrão para dados reais.



(a)



(b)

Legenda: Variação da (a) diferença da média e do (b) desvio relativo do desvio padrão da distribuição de energia para o filtro de Wiener e COF, adotando o método OF2 como referência. Apenas o módulo 1 da partição EBA do TileCal é considerado. Áreas hachuradas correspondem aos canais não instrumentados.

Fonte: GONCALVES et al., 2020.

4.3 Perspectivas futuras para alta luminosidade

Atualmente, o LHC atingiu o número médio de 60 interações por colisão e em 2023 este número aumentará para 200, como visa o programa de atualização do LHC. Entretanto, o aumento da luminosidade introduz desafios enormes aos sistemas de leitura dos experimentos. Técnicas atualmente empregadas na estimação de energia em calorimetria apresentam limitações quando operadas em condições severas de empilhamento.

Nesta seção, um conjunto de dados de simulação de Monte Carlo com alta taxa de luminosidade, prevista para os próximos anos, foi utilizado para a análise de eficiência de métodos de estimação. Três métodos são confrontados: o método atualmente utilizado pelo TileCal (OF2) em que um único conjunto de coeficientes é utilizado para todos os índices no trem de colisões, o método proposto baseado no filtro de Wiener, projetado para cada índice no trem de colisões (Filtro de Wiener Otimizado), e uma versão generalizada do filtro de Wiener (Filtro de Wiener Generalizado), em que um único conjunto de coeficientes é projetado para todas os índices no trem de colisões.

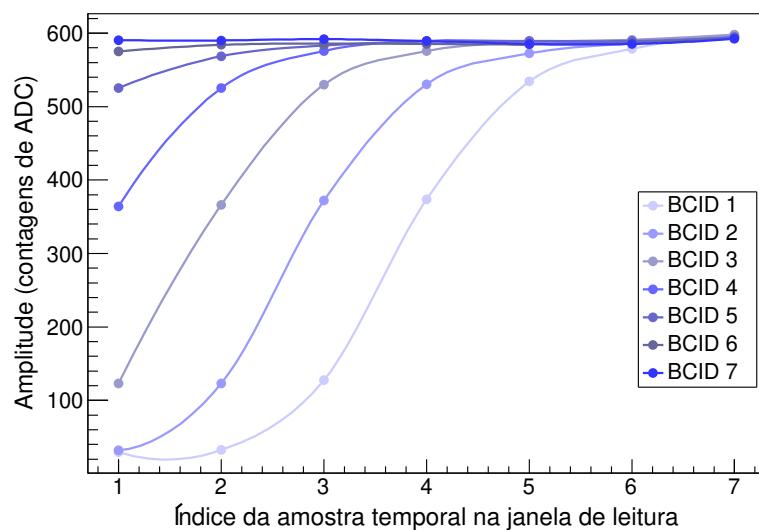
4.3.1 Conjunto de dados

Para avaliar a eficiência do método proposto e comparar com a técnica atual utilizada pelo TileCal, um conjunto de dados de Monte Carlo produzido pela colaboração ATLAS foi utilizado (CHAPMAN, 2011). Neste conjunto, o LHC opera com o trem de colisão de 450 ns e um tempo de repouso de 100 ns, onde 18 colisões são realizadas sucessivamente (primeiro trem de colisões) seguidas de 4 cruzamentos de feixes sem colisões (tempo de repouso), seguidas novamente por 18 colisões (segundo trem de colisões). Desta forma é possível avaliar a eficiência em diferentes situações no início, fim e dentro do trem de colisões.

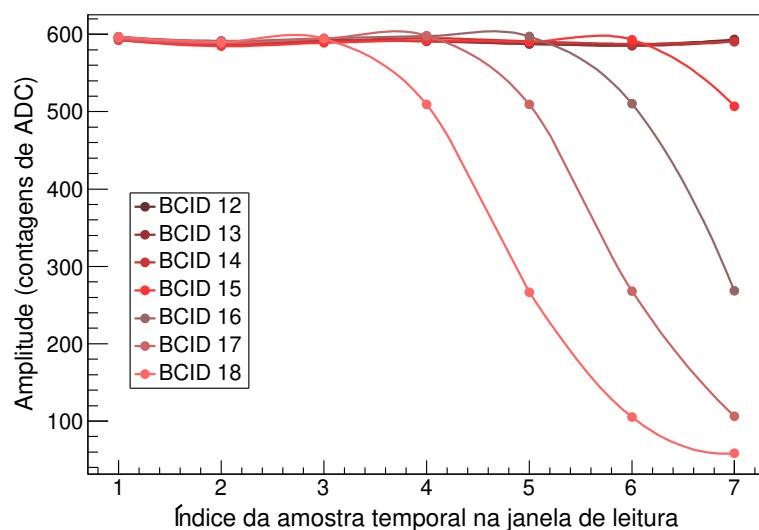
No que tange ao nível de luminosidade, o conjunto de dados apresenta uma média de 200 interações de partículas por colisão. Este número é considerado alto e o LHC alcançará tal cenário após o próximo período de atualização previsto para operar em 2023. Também foi considerado um canal de leitura com maior incidência de partículas, caracterizando um cenário adverso de alto empilhamento de sinais. Este conjunto de dados representa o ruído presente no TileCal, composto pelo empilhamento de sinais e o ruído eletrônico. A Figura 32 mostra a média dos eventos de ruído nas janelas de leitura do TileCal no início e fim do trem de colisões, considerando as 8 primeiras colisões e 8 últimas colisões, respectivamente. Pode ser observado como o efeito do empilhamento de sinais se comporta para diferentes posições do trem de colisões. Cada posição do trem de colisões possui aproximadamente 30.000 eventos.

Este conjunto de dados foi dividido em dois subconjuntos, representando o conjunto

Figura 32 - Ruído médio (em contagens de ADC) para diferentes posições no trem de colisão em dados de Monte Carlo



(a)



(b)

Legenda: Ruído médio (em contagens de ADC) presente nas 7 primeiras janelas de aquisição do primeiro trem de colisões (a) e nas 7 últimas janelas de aquisição do primeiro trem de colisões (b).

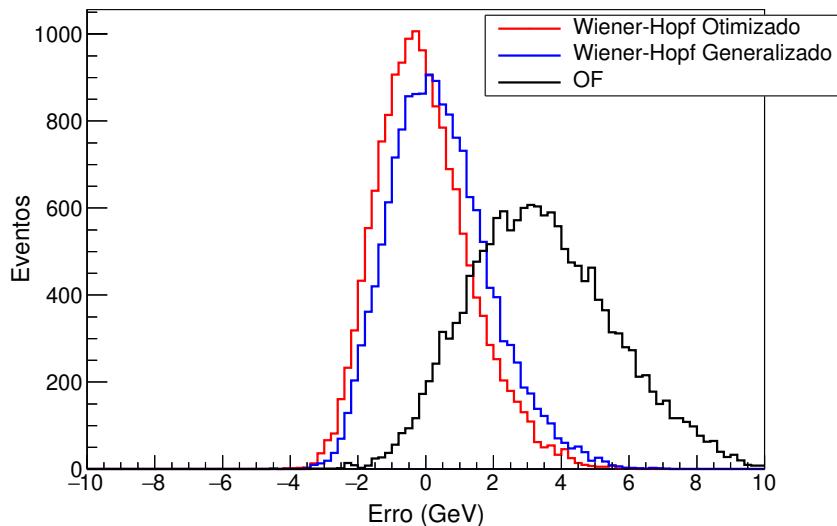
Fonte: O autor, 2020.

de desenvolvimento e o conjunto de teste. O conjunto de desenvolvimento visa projetar os filtros digitais, enquanto o conjunto de teste é utilizado para o teste de eficiência dos filtros projetados. Vale ressaltar que o método OF2 utiliza a matriz de covariância do ruído para o projeto do filtro, enquanto o método proposto utiliza um conjunto de dados, com os valores de amplitude desejados conhecidos previamente. Sendo assim, para o método proposto, foi adicionado um sinal de interesse de amplitude aleatória conhecida e distribuída uniformemente. Tal sinal de interesse possui as características reais de operação do TileCal tal como desvio de fase seguindo uma distribuição Gaussiana de média zero e desvio padrão igual a 3 ns e deformação do pulso de 1% associada à tolerância dos componentes eletrônicos. O conjunto de teste possui sinais de interesse produzidos pela mesma forma, os quais as amplitudes (energias) são estimadas pelos métodos confrontados.

4.3.2 Análise de eficiência para dados simulados por Monte Carlo

Para a análise de eficiência, assim como apresentado nos resultados anteriores, serão avaliados a dispersão e o valor médio do erro de estimação. A fim de demonstrar o comportamento do histograma do erro associado a cada método, a Figura 33 mostra o erro de estimação referente à segunda posição do primeiro trem de colisões. Vale ressaltar que os resultados são mostrados em GeV, em que 1 contagem de ADC é equivalente a 12 MeV e 1 GeV=1.000 MeV.

Figura 33 - Histograma do erro de estimação associado a cada método.



Fonte: O autor, 2020.

A Tabela 5 mostra os valores referentes à média e ao desvio padrão. Uma vez que

apresenta a menor média (tendência) e menor desvio padrão (dispersão), a eficiência do método proposto (filtro de Wiener) para a estimativa de energia supera o método atual utilizado pelo TileCal.

Tabela 5 - Média e desvio padrão do erro de estimação para $\langle\mu\rangle = 200$.

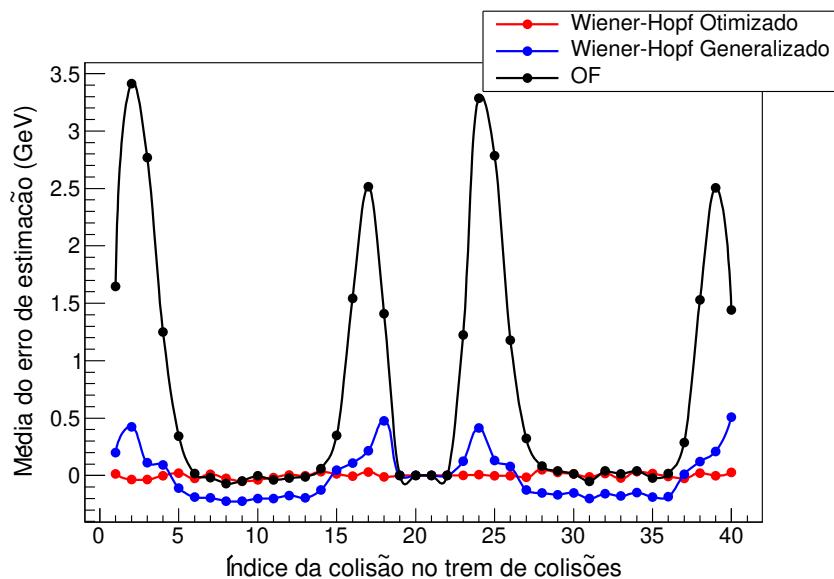
Filtro	Média (GeV)	Desvio Padrão (GeV)
Wiener Otimizado	-0,04	1,38
Wiener Generalizado	0,42	1,47
OF2	3,41	2,12

Fonte: O autor, 2020.

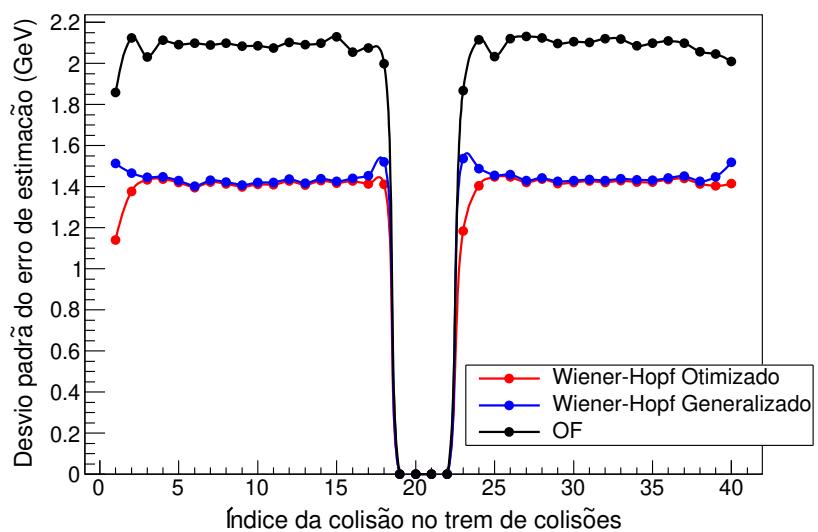
A fim de caracterizar a eficiência para todos os índices dos dois trens de colisões, a Figura 34 mostra a média e desvio padrão dos métodos considerados. Novamente, o método baseado no filtro de Wiener apresenta a melhor eficiência, demonstrando ser uma opção ao TileCal para enfrentar o cenário de alta luminosidade proposto pelo LHC.

A baixa eficiência do método OF2 pode ser explicada pelo fato do ruído no início e fim dos trens de colisões possuir contribuições do ruído de empilhamento de sinais com características distintas para cada amostra temporal (ver Figura 32). Adicionalmente, o método OF2 assume o sinal de interesse como determinístico e utiliza somente a matriz de covariância do ruído para absorver as incertezas nos dados. Desta forma, a estatística do empilhamento de sinais e as incertezas do sinal de interesse (fase e deformação) não são utilizadas no processo de otimização. Contudo, é possível utilizar a mesma abordagem empregada no projeto do filtro de Wiener Otimizado para se projetar o filtro OF2, resultando em um conjunto de coeficientes ótimos para cada posição no trem de colisões, tratando de forma mais adequada as diferentes características estatísticas presentes em cada *bunch-crossing*.

Figura 34 - Eficiência de estimação para diferentes posições no trem de colisão para dados de Monte Carlo



(a)



(b)

Legenda: Média (a) e desvio padrão (b) do erro de estimacão para todas as posições (índice) de colisões no trens de colisões.

Fonte: O autor, 2020.

CONCLUSÃO

Este trabalho abordou o problema de estimação de parâmetros aplicado à reconstrução de energia em calorímetros utilizados em experimentos de física de altas energias, operando em condições severas de empilhamento de sinais. Esta reconstrução é realizada através da estimação da amplitude do sinal de saída nos canais de leitura do calorímetro, a qual é proporcional à energia da partícula incidente. A informação da energia nos sistemas de calorimetria são de fundamental importância, pois seu conhecimento é utilizado para a identificação de novas partículas e validação de modelos físicos.

Calorímetros modernos operando em alta taxa de eventos são afetados pelo efeito de empilhamento de sinais. Este fenômeno introduz novos desafios para a estimação de energia, uma vez que introduz componentes não-gaussianas no ruído, as quais são difíceis de modelar matematicamente. Métodos determinísticos que consideram uma forma fixa do pulso proveniente do calorímetro imerso em ruído Gaussiano, tem sua performance degradada em cenários de alta ocupação. Neste trabalho, um método baseado na filtragem de Wiener-Hopf foi proposto para o problema de estimação de energia. Este método linear é baseado na minimização do erro médio quadrático de estimação e não considera um formato fixo do pulso de interesse, sendo projetado a partir da estatística presente no ruído através de um processo de simulação.

O filtro de Wiener proposto neste trabalho foi aplicado ao calorímetro de telhas (TileCal) do ATLAS no LHC. Para avaliar seu desempenho em condições de empilhamento de sinais, sua performance foi comparada com o método padrão utilizado pelo TileCal (chamado OF2), bem como outro método alternativo utilizado pelo calorímetro (chamado COF). Foi desenvolvido um simulador de sinais corrompidos por ruído eletrônico e ruído de empilhamento, o qual foi utilizado para avaliar o desempenho dos métodos para diferentes condições de ocupação e relação sinal-ruído. Também foram utilizados dados reais de colisão próton-próton, adquiridos durante operação nominal do LHC, com diferentes faixas de luminosidade.

Resultados com dados de simulação mostram que o método proposto proporciona um ganho em resolução de estimação de cerca de 30% em relação ao método atualmente utilizado no TileCal, para diferentes valores de ocupação. Utilizando dados reais de colisão de uma célula de alta ocupação, severamente afetada pelo efeito de empilhamento de sinais, também observou-se um ganho em torno de 30% em resolução de estimação comparado ao método atualmente utilizado no calorímetro de telhas. Para alta luminosidade, cenário previsto para os próximos anos de operação do LHC, o ganho alcançou cerca de 40%. Também foi observado que para faixas de baixa e média ocupação, o método COF apresenta um desempenho superior aos métodos aqui estudados.

O método proposto encontra-se atualmente disponível no pacote de reconstrução do

ATLAS e sua performance vem sendo analisada pelo grupo de especialista em calorimetria, apresentando resultados satisfatórios para operação em células severamente afetadas pelo efeito de empilhamento de sinais.

Trabalhos Futuros

Como trabalhos seguintes, esforços estão sendo empregados a fim de se analisar o impacto da estimação de energia *offline* através do método proposto, bem como com outros métodos alternativos, nos objetos da Física. Deseja-se estudar qual a influência dos ganhos em resolução de estimação de energia na identificação de elétrons e jatos, dentre outras aplicações.

Busca-se também estudar medidas mais robustas de comparação da eficiência entre métodos de estimação, haja vista que se conhece que medidas baseadas em estatística de segunda ordem não avaliam de forma ótima o desempenho dos métodos. Caudas negativas, por exemplo, indicam características não-gaussianas do erro de estimação, o que deve ser levado em conta no estudo qualitativo de métodos de estimação.

O emprego de técnicas não-lineares, como redes neurais artificiais, também estão sendo avaliadas no contexto de estimação de energia *offline*, bem como abordagens que combinam estimadores lineares com redes neurais corretoras.

Por fim, o método pode ser empregado *online* e *offline* visto que possui característica linear e um mesmo número de operações com respeito ao método OF2, atualmente utilizado.

REFERÊNCIAS

- ANDERSON, K et al. Design of the front-end analog electronics for the ATLAS tile calorimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, Elsevier, v. 551, n. 2-3, p. 469–476, 2005.
- ANDRADE FILHO, L M et al. Calorimeter response deconvolution for energy estimation in high-luminosity conditions. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, IEEE, v. 62, n. 6, p. 3265–3273, 2015.
- BANERJEE, Sunanda. CMS simulation software. In: IOP PUBLISHING. *Journal of Physics: Conference Series*. [S.l.], 2012. v. 396, n. 2, p. 022003.
- BEHRENS, Ulf et al. Calibration of the forward and rear ZEUS calorimeter using cosmic ray muons. *Nucl. Instrum. Meth.*, v. 339, n. DESY-93-121, p. 498–510, 1993.
- BERTUCCIO, Giuseppe et al. Sampling and optimum data processing of detector signals. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, Elsevier, v. 322, n. 2, p. 271–279, 1992.
- CALDWELL, A et al. Design and implementation of a high precision readout system for the ZEUS calorimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, Elsevier, v. 321, n. 1-2, p. 356–364, 1992.
- CERN. *World-Wide Web: invented at CERN*. Geneva: CERN, 1998. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2634986>>. Acesso em: 12 fev. 2020.
- _____. The first capacitative touch screens at CERN. *CERN Courier*, v. 50, n. 3, p. 13–16, Apr 2010. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1734498>>. Acesso em: 05 fev. 2020.
- _____. *Tile Calorimeter Public Plots*. 2013. Disponível em: <<https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/ApprovedPlotsTile>>. Acesso em: 24 mar. 2020.
- _____. Liquid Argon Calorimeter Public Plots. 2015. Disponível em: <<https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/LArCaloPublicResultsDetStatus>>. Acesso em: 04 mar. 2020.
- _____. *CERN Accelerating science*. 2020. Disponível em: <<https://home.cern/science/accelerators/large-hadron-collider>>. Acesso em: 11 jun. 2020.
- CERQUEIRA, A.S. ATLAS Tile Calorimeter Readout Electronics Upgrade Program for the High Luminosity LHC. In: *Proceedings, International School on High Energy Physics : Workshop on High Energy Physics in the near Future. (LISHEP 2013): Rio de Janeiro, Brazil, March 17-24, 2013*. [S.l.: s.n.], 2013.
- CHAPMAN, John. ATLAS simulation computing performance and pile-up simulation in ATLAS. In: *LPCC Detector Simulation Workshop*. [S.l.: s.n.], 2011.

- CLELAND, WE; STERN, EG. Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, Elsevier, v. 338, n. 2-3, p. 467–497, 1994.
- COLLABORATION, ATLAS. *ATLAS Muon Spectrometer: Technical Design Report*. Geneva: [s.n.], 1997. (Technical Design Report ATLAS). Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/331068>>. Acesso em: 11 jun. 2020.
- _____. The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider. *JINST*, v. 3, p. S08003. 437 p, 2008. Also published by CERN Geneva in 2010. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1129811>>. Acesso em: 12 fev. 2020.
- _____. Readiness of the ATLAS Tile Calorimeter for LHC collisions. *Eur. Phys. J. C*, v. 70, p. 1193–1236, 2010.
- _____. Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC. *Physics Letters B*, Elsevier, v. 716, n. 1, p. 1–29, 2012.
- _____. *Technical Design Report for the Phase-I Upgrade of the ATLAS TDAQ System*. [S.l.], 2013. Final version presented to December 2013 LHCC. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1602235>>. Acesso em: 30 jun. 2020.
- _____. *Athena*. Zenodo, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.2641997>>. Acesso em: 24 mar. 2020.
- COLLABORATION, CMS. Time reconstruction and performance of the CMS electromagnetic calorimeter. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 5, n. 03, p. T03011–T03011, mar 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088%2F1748-0221%2F5%2F03%2Ft03011>>. Acesso em: 04 mar. 2020.
- D0, Collaboration. The upgraded D0 detector. *arXiv preprint physics/0507191*, 2005.
- DELMASTRO, Marco. A stand-alone signal reconstruction and calibration algorithm for the ATLAS electromagnetic calorimeter. In: IEEE. *2003 IEEE Nuclear Science Symposium. Conference Record (IEEE Cat. No. 03CH37515)*. [S.l.], 2003. v. 2, p. 1110–1114.
- DRAKE, G et al. The upgraded CDF front end electronics for calorimetry. *IEEE transactions on nuclear science*, IEEE, v. 39, n. 5, p. 1281–1285, 1992.
- EDWARDS, Donald A; SYPHERS, Michael J. *An introduction to the physics of high energy accelerators*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.
- ERIKSSON, Daniel et al. A prototype for the upgraded readout electronics of TileCal. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 7, n. 02, p. C02006, 2012.
- EVANS, Lyndon R; BRYANT, Philip. LHC Machine. *JINST*, v. 3, p. S08001. 164 p, 2008. This report is an abridged version of the LHC Design Report (CERN-2004-003). Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1129806>>. Acesso em: 12 fev. 2020.

- FULLANA, Esteban et al. Digital signal reconstruction in the ATLAS hadronic tile calorimeter. *IEEE transactions on nuclear science*, IEEE, v. 53, n. 4, p. 2139–2143, 2006.
- GABALDÓN, Carolina; COLLABORATION, Atlas LAr et al. Electronic calibration of the ATLAS LAr calorimeter and commissioning with cosmic muon signals. In: IOP PUBLISHING. *Journal of Physics: Conference Series*. [S.l.], 2009. v. 160, n. 1, p. 012050.
- GONCALVES, Dayane Oliveira. *Wiener Filter energy estimation plots*. Geneva, 2019. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2664766>>. Acesso em: 01 abr. 2020.
- GONCALVES, Guilherme Inacio. *Calo Pulse Kit*. 2019. Disponível em: <<https://gitlab.cern.ch/ginaciog/calopulsekit>>. Acesso em: 01 abr. 2020.
- GONCALVES, Guilherme Inacio et al. *Energy Reconstruction with Wiener Filter*. Geneva, 2020. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2706988>>. Acesso em: 24 mar. 2020.
- GRIFFITHS, David. *Introduction to elementary particles*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.
- HAYKIN, Simon. *Neural networks: a comprehensive foundation*. [S.l.]: Prentice Hall PTR, 1994.
- HAYKIN, Simon S. *Adaptive filter theory*. [S.l.]: Pearson Education India, 2005.
- HERR, Werner; MURATORI, B. Concept of luminosity. 2006. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/941318>>. Acesso em: 24 mar. 2020.
- KAY, Steven M. *Fundamentals of statistical signal processing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR, 1993. (Prentice Hall signal processing series). Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2012069>>. Acesso em: 12 fev. 2020.
- KLIMEK, Paweł. Quality Factors in TileCal and out-of-time Pile-up. Oct 2011. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1392389>>. Acesso em: 04 mar. 2020.
- LUNDBERG, Johan. Performance of the ATLAS first-level trigger with first LHC data. In: IEEE. *2010 17th IEEE-NPSS Real Time Conference*. [S.l.], 2010. p. 1–5.
- LUNDBERG, Olof. Calibration systems of the ATLAS Tile Calorimeter. *arXiv preprint arXiv:1212.3676*, 2012.
- MEYER, Chris. The ATLAS Tile Calorimeter Calibration and Performance. *EPJ Web Conf.*, v. 60, n. arXiv:1310.2945. ATL-TILECAL-PROC-2013-008, p. 20051. 3 p, Oct 2013. Comments: 3 pages, 8 figures. Proceeding to LHCP 2013: First Large Hadron Collider Physics Conference, Barcelona, Spain, 13-18 May 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1558952>>. Acesso em: 20 fev. 2020.
- MITRA, Sanjit Kumar; KUO, Yonghong. *Digital signal processing: a computer-based approach*. [S.l.]: McGraw-Hill New York, 2006. v. 2.
- MOBS, Esma. The CERN accelerator complex. Complexe des accélérateurs du CERN. Jul 2016. General Photo. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2197559>>. Acesso em: 11 fev. 2020.

MOUCHE, Philippe. Overall view of the LHC. Vue d'ensemble du LHC. Jun 2014. General Photo. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1708847>>. Acesso em: 01 abr. 2020.

MULLER, Hans et al. Front-end electronics for PWO-based PHOS calorimeter of ALICE. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, Elsevier, v. 567, n. 1, p. 264–267, 2006.

OPPENHEIM, Alan V. *Discrete-time signal processing*. [S.l.]: Pearson Education India, 1999.

ORDAN, Julien Marius. Esplanade des Particules de nuit. Aug 2018. General Photo. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2638593>>. Acesso em: 19 fev. 2020.

PAGANINI, Pascal; VULPEN, Ivo Van. *Pulse amplitude reconstruction in the CMS ECAL using the weights method 025*. Geneva, 2004. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/801816>>. Acesso em: 20 fev. 2020.

PAPOULIS, Athanasios; PILLAI, S Unnikrishna. *Probability, random variables, and stochastic processes*. [S.l.]: Tata McGraw-Hill Education, 2002.

PEEBLES, Peyton Z. *Probability, random variables, and random signal principles; 2nd ed.* New York, NY: McGraw Hill, 1987. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2705970>>. Acesso em: 11 fev. 2020.

PEQUENAO, Joao. Computer Generated image of the ATLAS calorimeter. 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095927>>. Acesso em: 11 fev. 2020.

_____. Computer generated image of the whole ATLAS detector. 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095924>>. Acesso em: 11 fev. 2020.

PEQUENAO, Joao; SCHAFFNER, Paul. How ATLAS detects particles: diagram of particle paths in the detector. 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1505342>>. Acesso em: 11 fev. 2020.

PERALVA, B. Sotto-Maior. The TileCal Online Energy Estimation for the Next LHC Operation Period. *J. Phys. Conf. Ser.*, v. 608, n. 1, p. 012043, 2015.

PERALVA, B S M et al. *The TileCal Energy Reconstruction for Collision Data Using the Matched Filter*. Geneva, 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1629575>>. Acesso em: 11 jun. 2020.

PERALVA, Bernardo Sotto-Maior et al. Nonlinear Correction for an Energy Estimator Operating at Severe Pile-Up Conditions. In: *Designing with Computational Intelligence*. [S.l.]: Springer, 2017. p. 87–107.

SÁNCHEZ, Carlos Antonio Solans. Implementation of the ROD Crate DAQ Software for the ATLAS Tile Calorimeter and a Search for a MSSM Higgs Boson decaying into Tau pairs. 2010. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1309926>>. Acesso em: 19 fev. 2020.

- SCHOTT, Matthias; DUNFORD, Monica. Review of single vector boson production in pp collisions at $\sqrt{s} = 7$ TeV. *Eur. Phys. J. C*, v. 74, p. 2916, 2014.
- THEODORIDIS, Sergios. *Machine learning: a Bayesian and optimization perspective*. [S.l.]: Academic Press, 2015.
- TREES, Harry L Van. *Detection, estimation, and modulation theory, part I: detection, estimation, and linear modulation theory*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004.
- TYLMAD, Maja. Pulse shapes for signal reconstruction in the ATLAS Tile Calorimeter. In: IEEE. *2009 16th IEEE-NPSS Real Time Conference*. [S.l.], 2009. p. 543–547.
- WIEDEMANN, Helmut. *Particle accelerator physics*. [S.l.]: Springer, 2015.
- WIGMANS, R. *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*. OUP Oxford, 2017. (International Series of Monographs on Physics). ISBN 9780191089695. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=vJc4DwAAQBAJ>>. Acesso em: 12 fev. 2020.

APÊNDICE A – Publicações científicas

A.1 Trabalhos publicados em anais de congressos e revistas

1. GONÇALVES G. I., PERALVA B. S., ANDRADE FILHO L. M., CERQUEIRA A. S., SEIXAS J. M., *Estimação de Energia para o Calorímetro de Telhas do ATLAS Baseada na Filtragem de Wiener-Hopf*, Anais do XXI ENMC – Encontro Nacional de Modelagem Computacional e IX ECTM – Encontro de Ciências e Tecnologia de Materiais, Búzios, RJ (2018).

Resumo: Nos sistemas de calorimetria de altas energias, quando se opera em condições de alta luminosidade, há empilhamento de sinais. Desta forma, um modelo determinístico do sinal, tipicamente adotado para a estimativa da energia, torna-se inviável para níveis intensos de sobreposição. Este trabalho propõe um método de estimativa de energia para o calorímetro de telhas do experimento ATLAS no LHC, baseado na teoria do Filtro de Wiener-Hopf, onde um modelo para a representação dos dados não é necessário. Conjuntos de dados de simulação foram utilizados para projetar e avaliar a eficiência do método em condições de alta luminosidade. Os resultados mostram que a eficiência da abordagem baseada no Filtro de Wiener-Hopf proposta neste trabalho supera o método atualmente utilizado para estimativa da energia no calorimetria de telhas do ATLAS em condições severas de empilhamento de sinais.

2. MARIN J. L., SIMAS FILHO E. F., PERALVA B. S., GONÇALVES G. I., ANDRADE FILHO L. M., SEIXAS J. M., *Avaliação de Performance de Métodos de Reconstrução de Energia em Experimentos de Física de Altas Energias*, Revista Mundi, Engenharia e Gestão, Paranaguá, PR (2020).

Resumo: A descoberta de partículas que compõem o nosso universo leva a comunidade científica a construir equipamentos cada vez mais sofisticados. Aceleradores de partículas são algumas dessas máquinas complexas que aceleram feixes de partículas com velocidade próxima à velocidade da luz. Quando as colisões ocorrem, os subprodutos são produzidos e medidos por um conjunto de detectores, com destaque para o sistema de calorimetria, que absorve completamente estes subprodutos (exceto muons e neutrinos). Tipicamente, um calorímetro de altas energias é altamente segmentado, contendo dezenas (ou centenas) de milhares de canais de leitura dedicados. O presente trabalho avalia a performance de dois algoritmos de reconstrução de energia: o OF (*Optimal Filter*) e o MAE (*Multi-Amplitude Estimator*), este último proposto recentemente para lidar com a sobreposição de sinais (empilhamento), que resulta da alta taxa de eventos. Para avaliar a eficiência da estimativa de energia,

dados sintéticos foram produzidos, considerando diversos níveis de empilhamento. As estatísticas da energia estimada são empregadas para comparar a performance alcançada por cada método. Uma segunda análise é feita para quantificar a sensibilidade do MAE com relação ao parâmetro de pedestal. Os resultados mostram que o método MAE apresenta uma melhor performance quando comparado ao método OF, mas o uso de um valor de pedestal descalibrado compromete a sua performance.

3. GONÇALVES G. I., GONÇALVES D. O., PERALVA B. S., ANDRADE FILHO L. M., CERQUEIRA A. S., SEIXAS J. M., *Estimação da Energia nas Células de Alta Ocupação no TileCal Utilizando o Filtro de Wiener Durante o Run 2 do LHC*, XL Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos (ENFPC) e XLII Reunião de Trabalho sobre Física Nuclear no Brasil (RTFNB), Campos do Jordão, SP (2019).

Resumo: O Calorímetro Hadronico (TileCal) do experimento ATLAS é um dispositivo que usa aço como material absorvedor e telhas cintilantes como material ativo para fornecer medições precisas de hadrons, taus, jatos e a energia transversa faltante das colisões próton-próton no LHC@ \sqrt{s} energia depositada pelas partículas no TileCal é amostrada por aproximadamente 10.000 canais de leitura os quais fornecem, individualmente, um pulso conformado de aproximadamente 150 ns e amplitude proporcional à energia depositada. O pulso é digitalizado numa taxa de 40 MHz, sendo 7 amostras digitais suficientes para representar o pulso completo, e sua amplitude é estimada por um algoritmo denominado Filtro Ótimo (OF). O método OF assume um modelo para o sinal de interesse e os coeficientes são calculados através de um procedimento de otimização que minimiza a incerteza devido ao ruído.

Devido à alta taxa de eventos do LHC (colisões a cada 25 ns) e considerando o aumento da luminosidade no LHC, sinais adjacentes são observados numa mesma janela de leitura resultando no empilhamento de sinais nos canais de leitura do TileCal. A presença de tais sinais deforma o sinal de interesse e compromete o desempenho da estimativa da amplitude pelo método OF. Este trabalho propõe um algoritmo alternativo, baseado na teoria do Filtro de Wiener, para estimar energia no TileCal sob condições elevadas de empilhamento de sinais, mais precisamente nas células de maior ocupação, denominadas células E. A informação da energia depositada em tais células auxilia na calibração e identificação de partículas. Diferentemente do método OF, o Filtro de Wiener utiliza a estatística presente nos dados, levando em consideração o sinal de interesse e o ruído (eletrônico e de empilhamento de sinais). Desta forma, os coeficientes deste método são otimizados para absorver as incertezas provenientes de todo o processo.

A eficiência do Filtro de Wiener é avaliada e comparada com o método OF implementado atualmente no TileCal. Para tal, dados de colisão próton-próton adquiridos

durante a operação nominal do LHC em 2018 foram utilizados, considerando as células de leitura com maior ocupação no TileCal (células E). Os resultados mostram que o Filtro de Wiener apresenta um erro de estimativa 35% menor do que o apresentado pelo OF. O Filtro de Wiener está atualmente sendo incorporado ao pacote de reconstrução de energia do TileCal, e os trabalhos futuros se concentram na avaliação do impacto na calibração dos sistemas de identificação de partículas do ATLAS.

APÊNDICE B – Contribuições na Colaboração ATLAS

B.1 Trabalhos apresentados em workshops, seminários e videoconferências do CERN

1. *Estimação da Energia do Calorímetro de Telhas do ATLAS em Condições Severas de Empilhamento de Sinais*, Workshop RENAFAE 2018, 30 de Julho de 2018. Disponível em <<https://indi.to/LHjwn>>.
2. *Analysis of Energy Estimation in TileCal E4 Cells*, Workshop ATLAS/Brazil, 10 de Dezembro de 2018. Disponível em <<https://indi.to/VsBHC>>.
3. *Filter studies at high pile-up*, LAr Phase II Simulations and Performance, 29 de Agosto de 2018. Disponível em <<https://indi.to/97SVT>>.
4. *Signal Reconstruction in E4 Cells Using Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Preparation and Performance in Tile Week, 7 de Fevereiro de 2019. Disponível em <<https://indi.to/GdDRm>>.
5. *Signal Reconstruction in E3-4 Cells Using Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing, 6 de Maio de 2019. Disponível em <<https://indi.to/y5s8L>>.
6. *Signal Reconstruction in E3-4 cells Using Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing, 3 de Junho de 2019. Disponível em <<https://indi.to/DZNGB>>.
7. *Signal Reconstruction in E3-4 Cells Using Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Preparation and Performance in Tile Week, 13 de Junho de 2019. Disponível em <<https://indi.to/9bgZL>>.
8. *Signal Reconstruction Using Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing, 5 de Agosto de 2019. Disponível em <<https://indi.to/VjSkb>>.

9. *TileCal Energy Reconstruction Studies and Updates on the Wiener Filter Method*, Tilecal Calibration, Data Preparation and Performance in Tile Week, 3 de Outubro de 2019. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.
10. *Wiener Filter for offline energy reconstruction under pile-up*, Workshop ATLAS/Brazil, 16 de Dezembro de 2019. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.
11. *Public Plots: Energy Reconstruction with Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing, 13 de Janeiro de 2020. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.
12. *Public Plots: Energy Reconstruction with Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing, 20 de Janeiro de 2020. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.
13. *Public Plots: Energy Reconstruction with Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Quality, Performance and Processing, 27 de Janeiro de 2020. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.
14. *Signal Reconstruction in E4 Cells Using Wiener Filter*, Tilecal Calibration, Data Preparation and Performance in Tile Week, 13 de Fevereiro de 2020. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.
15. *TileCal Wiener filter tool for severe pile-up conditions*, Energy estimation workshop, 19 de Março de 2020. Disponível em <<https://indico.cern.ch/event/782131/>>.