

# Estimador Adaptativo da Linha de Base do Sinal de Resposta de um Calorímetro de Altas Energias

Juan Lieber Marin, Eduardo F. de Simas Filho, Bernardo Sotto-Maior Peralva, Luciano Manhães de Andrade Filho e José Manoel de Seixas

**Resumo**— Em física de partículas um atributo importante para caracterização dos eventos de interesse é a energia medida nos calorímetros. Filtros ótimos podem ser utilizados na estimação de energia mesmo na ocorrência de ruído e sobreposição de sinais. Para isso, é necessário conhecer a linha de base dos pulsos adquiridos no calorímetro. A linha de base pode variar durante a operação do detector, influenciando a estimação. Neste contexto, o presente trabalho propõe um estimador adaptativo da linha de base do sinal de energia no experimento ATLAS do LHC. Os resultados com dados experimentais mostram a eficiência do método proposto.

**Palavras-Chave**— Estimação de Parâmetros, Filtro Ótimo, Empilhamento de Sinais, Calorimetria de Altas Energias.

**Abstract**— In particle physics, an important feature for the characterization of events of interest is the measured energy in the calorimeters. Optimal filter can be applied on energy estimation even on noise and signal overlapping occurrence. For this, the knowledge of the pulse baseline acquired in the calorimeters is needed. In this context, the present work proposes an adaptive estimator of the energy signal baseline in the ATLAS experiment at LHC. The results with experimental data show the proposed method efficiency.

**Keywords**— Parameter Estimation, Optimal Filter, Signal Pile-up, High Energy Calorimetry.

## I. INTRODUÇÃO

A busca pelo entendimento da composição e origem do universo é uma constante na história da humanidade. Após a descoberta do elétron, as partículas subatômicas e suas propriedades têm sido estudadas com o auxílio de colisores de partículas de alta energia [1]. O maior colisor de partículas em operação é o LHC (do inglês, *Large Hadron Collider*), construído no CERN e que consiste em um anel de 27 quilômetros. O LHC está localizado aproximadamente a 100 metros abaixo da superfície, próximo a Genebra, na Suíça. No LHC, feixes de prótons são acelerados aproximadamente a velocidade da luz e colocados em rota de colisão frontal a cada 25 ns, alcançando uma energia de 13 TeV. Quanto maior o número de interações por cruzamento de feixes (BC, do inglês *Bunch Crossing*) maior será a probabilidade de ocorrência de uma partícula rara [2].

O ATLAS (do inglês, *A Toroidal LHC Apparatus*) [3] é o maior experimento do LHC e desempenha um importante papel em pesquisas de detecção de partículas, incluindo a descoberta e caracterização do bóson de Higgs [4]. O experimento

Juan Lieber Marin e Eduardo F. de Simas Filho, PPGEE, UFBA, Salvador-BA, e-mails: {juan.lieber, eduardo.simas}@ufba.br; Bernardo Sotto-Maior Peralva, PPGMC, UERJ, Nova Friburgo, RJ, e-mail: bernardo.peralva@uerj.br; Luciano Manhães de Andrade Filho, UFJF, Juiz de Fora - MG, e-mail: luciano.andrade@ufjf.edu.br; José Manoel de Seixas, COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro - RJ, e-mail: seixas@lps.ufrj.br.

ATLAS é composto por diversos sub-detectores e se apoia fortemente no seu sistema de calorimetria, que é composto pelo calorímetro eletromagnético, responsável por medir a energia de partículas eletromagnéticas (elétrons e fótons, por exemplo), e pelo calorímetro hadrônico, que mede a deposição de energia de partículas hadrônicas (prótons e nêutrons, por exemplo). O calorímetro de telhas (TileCal, do inglês *Tile Calorimeter*) é o principal calorímetro hadrônico do ATLAS [5], [6], sendo objeto de aplicação deste trabalho.

No TileCal, um pulso rápido é produzido pelos tubos foto multiplicadores do calorímetro, convertendo luz em sinal elétrico. Tal pulso é condicionado por um circuito elétrico conformador para que a amplitude do pulso seja proporcional à energia depositada, gerando um sinal de duração fixa (aproximadamente 150 ns) [5]. O processo de digitalização deste pulso é feito de maneira síncrona com a taxa de colisão (a cada 25 ns) e as amostras do sinal são utilizadas para estimar os parâmetros do pulso como: amplitude (proporcional à energia da partícula incidente), desvio de fase e pedestal (linha de base do sinal). Tais parâmetros são utilizados para estimar a energia do sinal recebido e reconstruir o mesmo. Logo, a estimação eficiente de cada parâmetro é essencial para a correta identificação e caracterização eficiente de uma partícula [7]. Portanto, o objetivo deste trabalho é avaliar uma abordagem alternativa para estimar a linha de base do sinal proveniente dos canais de leitura do TileCal, visando melhorar a eficiência de estimação da energia depositada nos mesmos.

Diversas estratégias têm sido empregadas em calorímetros modernos. No TileCal, por exemplo, a linha de base é estimada através da soma ponderada entre as amostras digitais do sinal gerado pelos processos de colisões e os coeficientes de um filtro ótimo. Nessa abordagem, os coeficientes do filtro são calculados através de um processo de otimização que busca minimizar a contribuição do ruído. Entretanto, em condições de empilhamento de sinais, o método opera de forma subótima. No calorímetro eletromagnético do ATLAS, a estimação de pedestal é feita através de procedimentos de calibração do sistema de aquisição de dados e o valor da estimativa é armazenado em um banco de dados [8].

Em outros problemas da engenharia, a estimação de linha de base também se faz necessária. Em [9] é discutido o uso de um estimador de linha de base aplicado ao problema de espectroscopia Raman. Nesse trabalho, técnicas como subamostragem e suavização de curvas são avaliadas no intuito de corrigir o sinal adquirido. Em [10] é proposto um estimador de nível DC aplicado ao problema de proteção *online* de sistemas de distribuição de energia a partir do sinal de corrente elétrica.

O trabalho está organizado da seguinte forma: a Seção II

apresenta os métodos de estimação da energia no TileCal. Por sua vez, a Seção III apresenta o estimador de pedestal proposto por este trabalho. A Seção IV apresenta os resultados com dados experimentais e discussões sobre o impacto do uso do estimador proposto. A Seção V apresenta as conclusões e perspectivas para trabalhos futuros.

## II. RECONSTRUÇÃO DE ENERGIA NO TILECAL

O TileCal foi projetado para fornecer medidas precisas das características de energia e posição de objetos físicos hadrônicos (hádrons, jatos, etc.), produzindo informações importantes para o sistema de seleção online do ATLAS [3]. Sua construção consiste em três cilindros, um barril dividido em partições denominadas LBA e LBC (do inglês, *Long Barrel A e C*, respectivamente) e dois barris estendidos, denominados EBA e EBC (do inglês *Extended Barrel A e C*, respectivamente). Uma visão parcial do experimento ATLAS incluindo as partições do TileCal são mostrados na Figura 1.

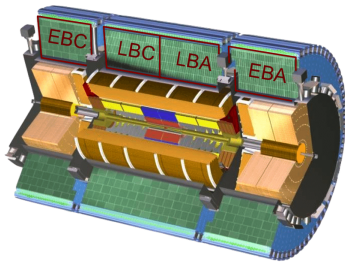


Fig. 1: Visão parcial do experimento ATLAS e das partições do TileCal (adaptado de [3]).

Cada partição do TileCal conta com 64 módulos distribuídos radialmente. Os módulos nas partições do barril e do barril estendido possuem 46 e 32 canais de leitura, respectivamente. Dessa forma, o TileCal conta com aproximadamente 10.000 canais de leitura.

### A. Optimal Filter

A estimação de energia no TileCal é feita por um método de Filtragem Ótima (OF, do inglês *Optimal Filter*), que é projetado para minimizar o efeito do ruído eletrônico sujeito a um conjunto de restrições [11], [12]. Tipicamente, o ruído eletrônico possui uma distribuição Gaussiana [13] e, neste caso, o método OF opera próximo da condição ótima. Entretanto, como a janela de leitura no TileCal é fixa em 150 ns, a sobreposição de sinais em uma mesma janela de leitura pode ocorrer [3], causando o efeito do empilhamento de sinais. Essa sobreposição distorce o sinal recebido (ver Figura 2), introduz componentes não-Gaussianas no ruído e o método OF tem sua eficiência degradada, passando a operar em condições sub-ótimas [11]. Atualmente, a versão do filtro ótimo que opera no TileCal é uma versão do OF que suprime a restrição sobre o pedestal, denominada de OF2 [12].

### B. Constrained Optimal Filter

Um método alternativo, denominado Filtro Ótimo com Restrições (COF, do inglês *Constrained Optimal Filter*) [15], [14]

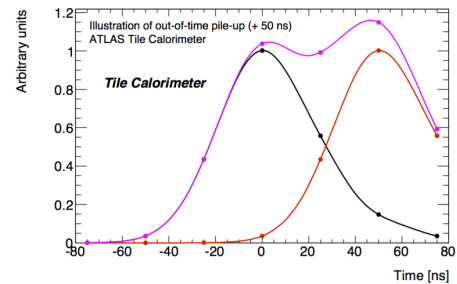


Fig. 2: Exemplo de empilhamento no TileCal. O pulso em vermelho é considerado parcialmente fora da janela de leitura. O pulso em rosa é o adquirido pelo sistema de aquisição de dados. (extraído de [14]).

foi introduzido para operar em condições de empilhamento de sinais. O método COF busca deconvoluir os sinais sobrepostos usando uma transformação linear de sinais visando recuperar os sinais empilhados. Desta forma, o sinal de interesse pode ser recuperado e utilizado para reconstrução de uma determinada colisão.

Para o projeto do método COF, não é necessário conhecer as características do empilhamento de sinais [15], [14]. O COF considera que a deposição de energia em uma determinada célula do calorímetro pode ser modelada como uma função delta de Dirac [16] que, quando aplicada a entrada de um sistema linear e invariante no tempo, a resposta deve ser o pulso de referência do TileCal. Dessa forma, estimar a energia depositada em uma determinada célula implica em deconvoluir a sequência  $y(n)$ :

$$\hat{\mathbf{a}}_p = \mathbf{G}_p^T (\mathbf{y} - ped) \quad (1)$$

em que  $ped$  corresponde ao valor da linha de base,  $p$  é o número de colisões presentes na janela de leitura e  $\mathbf{G}_p$  é a matriz de deconvolução e é função de versões atrasadas do pulso de referência do TileCal. É importante ressaltar que antes de aplicar a Equação (1), o método subtrai do vetor  $\mathbf{y}$  o valor do pedestal (linha de base) calculado por tomadas de dados na ausência de colisões, em que o método COF recupera de uma base de dados. É válido notar também que a informação do empilhamento não é utilizada no projeto do estimador COF. De posse do vetor de amplitudes estimadas  $\hat{\mathbf{a}}$ , o método COF aplica novamente a Equação (1) considerando somente sinais com amplitudes acima de um patamar determinado (baseado no ruído), evitando estimar sinais sem informação, e melhorando as estimativas das amplitudes com informação relevante.

Vale observar que, como parte do processamento, o método COF subtrai a linha de base, ou pedestal, das amostras recebidas. Tipicamente, o valor da linha de base é calculado através de tomadas de dados específicas, sem a presença de colisões e armazenado em um banco de dados. Entretanto, devido às flutuações da linha de base, as atualizações deste valor no banco de dados pode não contemplar essas flutuações. Assim, a fim de tornar o método COF independente da atualização de um banco de dados, este trabalho propõe estimar o valor da linha de base a partir das amostras digitais recebidas durante a execução do algoritmo COF. Em [17], é mencionado que,

no TileCal, a informação do pedestal está contida na primeira amostra do pulso quando não há empilhamento de sinais.

### III. PROPOSTA PARA ESTIMAÇÃO DA LINHA DE BASE

O valor do pedestal utilizado pelo método COF é extraído do banco de dados do TileCal, calculado através de tomada de dados de calibração feitas periodicamente, sem a ocorrência de colisões. Entretanto, como o banco de dados do TileCal é atualizado mensalmente [18], o valor do pedestal pode sofrer flutuações nos circuitos de aquisição de dados durante esse intervalo, fazendo com que o método COF utilize um valor de pedestal desatualizado, afetando o seu desempenho. Para tentar contornar um possível problema associado à linha de base, é necessário uma proposta de estimador de pedestal para a correta medição da energia.

Quando o detector não está respondendo a nenhuma deposição de energia, é esperado que a primeira amostra do pulso do TileCal não apresente empilhamento, a exemplo do pulso em preto na Figura 2, carregando apenas informação do pedestal contaminada com pequenas flutuações devidas apenas a ruído eletrônico. Do ponto de vista de operação do LHC, essa situação ocorre no começo de cada trem de colisões gerados pelo sistema de injeção de feixes [19], que opera com dois trens de colisões, cada um com 12 BC de duração. Dessa forma, o estimador proposto nesse trabalho será baseado na primeira amostra do pulso recebido pelo TileCal, pertencente ao primeiro BC de cada trem de colisões do LHC. A Figura 3 ilustra a operação do algoritmo COF em conjunto com o estimador de pedestal. O método proposto para estimar o

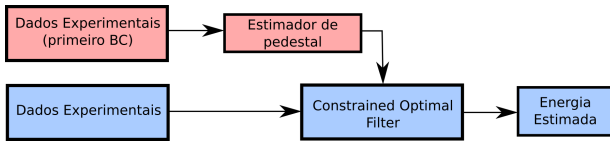


Fig. 3: Ilustração da operação do método COF com o estimador de pedestal. Em vermelho, o ramo que opera o estimador de pedestal, provendo a linha de base para o algoritmo COF.

pedestal, no processo de reconstrução dos eventos, é composto por duas contribuições, conforme mostra a Equação 2:

$$\hat{p}(k) = \hat{p}_R(k)u(k - N_p - 1) + \hat{p}_C(k)u(N_p - k) \quad (2)$$

em que  $u(k)$  é a função degrau unitário [16] e  $k$  representa o índice do evento que pertence ao primeiro BC. A primeira parcela da Equação 2 é baseada no estimador proposto em [20] que tem por finalidade eliminar possíveis *outliers* de um determinado conjunto de dados. A cada evento correspondente a um primeiro BC, o conjunto de dados é acrescido do valor da primeira amostra do pulso gerado naquele BC. Para atingir esse objetivo, o estimador precisa de um número suficientemente representativo,  $N_p$ , para separar os *outliers* do conjunto original de dados. Na estimativa de pedestal, o conjunto de dados é acrescido da primeira amostra do pulso recebido  $y(n)$  quando este for gerado pelo primeiro BC de cada trem de colisões. A variável  $\hat{p}_R(k)$  consiste na média desse subconjunto.

A segunda parcela da Equação 2 consiste em um estimador recursivo de média da primeira amostra do pulso recebido  $y(n)$ , quando este pertence ao primeiro BC do trem de colisões:

$$\hat{p}_C(k) = \frac{(N_e - 1)\hat{p}_C(k - 1) + y(0)}{N_e} \quad (3)$$

em que  $N_e$  é o número de eventos que estão associados ao primeiro BC e é incrementado a cada vez que  $\hat{p}_C(k)$  é atualizado. Essa segunda parcela da Equação 2 é necessária para que já nos primeiros eventos uma boa estimativa do pedestal seja alcançada.

### IV. RESULTADOS

Nesta seção, as eficiências dos métodos descritos nas seções II-A e II-B e uma versão do algoritmo COF que utiliza a Equação 2 (denominada aqui de COFp) como uma estimativa do pedestal serão comparadas considerando o TileCal.

#### A. Base de dados

Os dados utilizados para avaliação da eficiência dos algoritmos consiste em 15.756 eventos gerados a partir de colisão reais no experimento ATLAS. Esses dados possuem aproximadamente 90 colisões por BC, caracterizando um alto nível empilhamento de sinais. Os dados são advindos de uma configuração de seleção de eventos denominada *Zero Bias*, ou seja, nenhum tipo de pré-seleção de eventos foi aplicado e, portanto, os dados são compostos majoritariamente por eventos de pouco interesse. Desta forma, a média e RMS do histograma de estimação de energia estão diretamente associados ao desempenho de cada algoritmo.

#### B. Estimação do pedestal

Para ilustrar a aplicação do estimador de pedestal proposto, um canal de leitura do TileCal foi utilizado. Neste canal, verificou-se que o valor do pedestal utilizado (extraído dos dados de colisões do ATLAS) pelo método COF foi de aproximadamente 42,38 contagens de ADC, quando o valor correto deveria ser 55,1 contagens de ADC (calculado através de uma tomada de dados de calibração próxima à tomada de dados de colisão), gerando uma diferença de aproximadamente 23%. A Figura 4 mostra o processo de estimação do pedestal proposto neste trabalho. Antes de 500 eventos, nota-se que o método está em seu regime transitório, apresentando uma certa discrepância do valor correto. A partir de 500 eventos, o valor do pedestal converge para o valor correto.

O eixo horizontal da Figura 4 representa esses eventos e são uma fração do total de eventos utilizados para avaliação. Observa-se que nos primeiros eventos o estimador apresenta flutuações abaixo da linha de referência. Isso deve-se ao fato de que, nesses eventos, apenas a segunda parcela da Equação 2 está sendo computada. Para esse canal,  $N_p = 500$  e, a partir dessa quantidade de eventos, a primeira parcela do estimador de pedestal passa a prevalecer e, por se tratar de um estimador robusto à presença de *outliers*, não apresenta flutuações, convergindo para o valor corretamente calibrado.

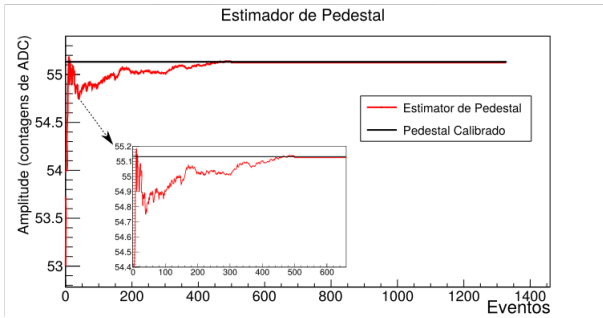


Fig. 4: Desempenho do estimador de pedestal.

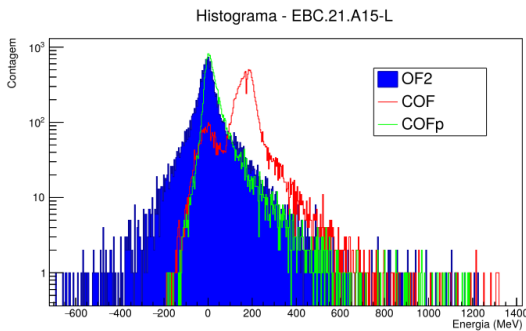


Fig. 5: Histogramas de reconstrução de energia para os métodos OF2, COF e COFp

No que tange o impacto do pedestal na estimação da energia, a Figura 5 mostra os histogramas de estimação da energia considerando o mesmo canal de leitura.

Observa-se que o histograma do COF (linha vermelha) apresenta dois picos na estimação da energia, devido ao uso do pedestal descalibrado por este método. Observa-se também uma grande dispersão e uma grande cauda negativa no histograma associado ao método OF2 (histograma azul). O histograma em verde, que consiste no método COF auxiliado pelo uso da Equação 2, apresenta um comportamento mais coerente, com uma cauda negativa menor do que o método OF2 e produzindo um único pico próximo ao zero, indicando uma ausência de tendência no estimador de energia. Portanto, o uso do estimador de pedestal proposto neste trabalho promoveu uma redução na dispersão da energia estimada quando comparado com a versão do COF que utiliza o pedestal armazenado no banco de dados.

### C. Análise de eficiência

Para avaliar o impacto do uso do estimador de pedestal em todo o TileCal, mapas de calor são utilizados, onde o eixo horizontal representa um módulo específico do TileCal e o eixo vertical representa o índice associado a cada canal de leitura. Os canais que não possuem instrumentação e ou apresentaram mal funcionamento durante a tomada de dados não serão avaliados e serão representados por cores brancas. Visando simplificar, somente as análises para as partições centrais (LBA e LBC) serão mostradas. Entretanto, a eficiência mostrada nessas análises se reflete nas partições estendidas (EBA e EBC). As cores do mapa de calor corresponde à

diferença percentual entre as dispersões da energia do método COF e sua versão COFp serão tomadas usando como referência a dispersão da energia estimada pelo método OF2. Essa medida está representada pela Equação 4.

$$\sigma_z = 100 \times \frac{\sigma_{OF2} - \sigma_{COF}}{\sigma_{OF2}} \quad (4)$$

em que  $\sigma_{OF2}$  é o desvio padrão associado ao histograma de reconstrução de energia do método OF2 e  $\sigma_{COF}$  é o desvio padrão associado ao método COF. Em canais em que o método COF apresenta uma menor dispersão da energia estimada, o valor de  $\sigma_z > 0$ . O cenário oposto, onde o OF2 possui menor dispersão nos dados, o valor de  $\sigma_z < 0$ . Espera-se que os métodos minimizem a dispersão dos histogramas de estimação de energia. A Figura 6(a) mostra um grande número de canais onde os valores de  $\sigma_z$  são positivos. Observa-se que existem alguns pontos nesse mapa de calor, entre os módulos 10 e 20 e entre os módulos 40 e 60, por exemplo em que o valor de  $\sigma_z$  é negativo. Vale ressaltar que o valor do pedestal utilizado pelo COF nesses eventos foi extraído do banco de dados do TileCal. Por sua vez, a Figura 6(b) mostra que a maior parte

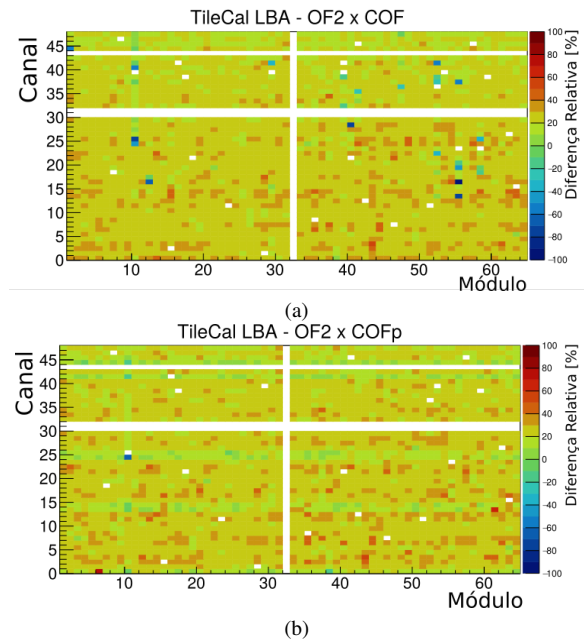


Fig. 6: Efeito do uso do estimador de pedestal na partição LBA. A maior parte dos pontos negativos no mapa superior tornaram-se nulos ou positivos no mapa inferior.

dos pontos destacados no mapa de calor mostrado na Figura 6(a), onde  $\sigma_z < 0$ , agora assumem valores positivos, indicando que o estimador proposto neste trabalho reduz a dispersão da energia estimada para essas células. Entretanto, observa-se que, nos canais 24 e 25 do módulo 10, o desvio padrão do método COFp ainda é superior ao método OF2, indicando que o problema nesses canais não é devido a um valor descalibrado do pedestal, sendo necessário uma futura investigação.

Observa-se, de maneira similar, que partição LBC, mostrada na Figura 7(a), apresenta uma pequena quantidade de canais onde a dispersão da energia estimada pelo método OF2 é inferior ao do método COF.

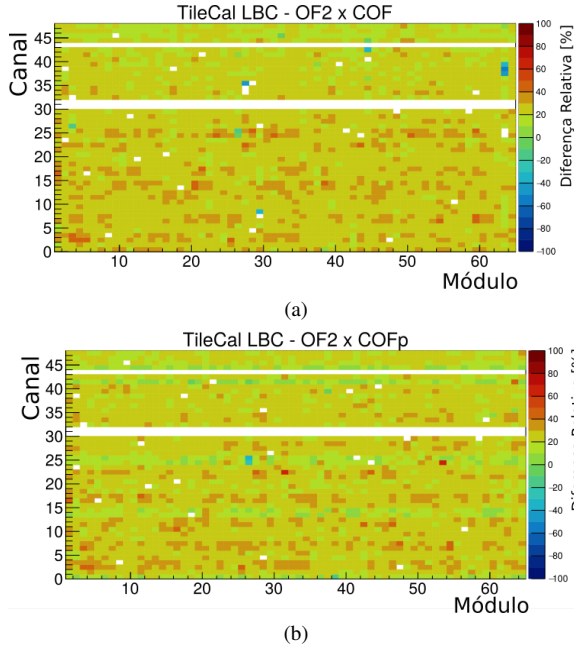


Fig. 7: Efeito do uso do estimador de pedestal na partição LBC. A maior parte dos pontos negativos no mapa superior tornaram-se nulos ou positivos no mapa inferior.

Ao acoplar o estimador de pedestal ao método COF, mostra-se que a maioria dos pontos que apresentavam um valor de  $\sigma_z$  negativo na Figura 7(a) apresentam agora valores positivos na Figura 7(b). Entretanto, ainda restam algumas células com valores de  $\sigma_z < 0$  na Figura 7(b) que precisam de uma investigação mais detalhada. Destaca-se o canal 0 do módulo 7, onde o método COFp apresentou uma redução significativa do desvio padrão quando comparado ao método COF, em média, de 35%. Esse efeito é observado em 70 dos 92 canais onde o valor do pedestal se mostrou descalibrado, provendo uma redução da dispersão da energia estimada em aproximadamente 76% dos canais analisados.

## V. CONCLUSÕES

O presente trabalho comparou o desempenho de métodos de estimação de energia aplicados ao principal calorímetro hadrônico (TileCal) do experimento ATLAS. Foram apresentados dois métodos disponíveis para operação: o *Optimal Filter* (OF) e o *Constrained Optimal Filter* (COF). De maneira geral, foi verificado uma melhora de aproximadamente 15% a dispersão da energia estimada pelo método COF com relação ao método OF2. Para os canais em que o método COF apresenta uma maior dispersão da energia estimada quando comparado com o método OF2, foi observado uma inconsistência no valor da linha de base utilizada por este método, degradando sua eficiência. Portanto, neste trabalho foi proposto um estimador para linha de base do sinal recebido tornando o método COF independente da atualização do banco de dados do TileCal. O estimador proposto mostrou rápida convergência para o valor corretamente calibrado e, nas células onde o método COF apresenta uma maior dispersão da energia estimada, fez com que o mesmo quando auxiliado por esse estimador

apresentasse uma dispersão da energia estimada menor do que o método OF2. Como trabalho futuro, o estimador proposto neste trabalho está sendo avaliado como uma ferramenta de qualidade de dados no experimento ATLAS.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq, FAPEMIG, FAPESB, FAPERJ e RENAFEA pelo apoio financeiro. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

## REFERÊNCIAS

- [1] D. J. Griffiths, *Introduction to elementary particles; 2nd rev. version*. Physics textbook, New York, NY: Wiley, 2008.
- [2] L. Evans and P. Bryant, “LHC machine,” *Journal of Instrumentation*, vol. 3, pp. S08001–S08001, aug 2008.
- [3] ATLAS Collaboration, “The ATLAS experiment at the CERN large hadron collider,” *Journal of Instrumentation*, S08003 (2008), 01 2008.
- [4] ATLAS Collaboration, “Observation of a new particle in the search for the standard model higgs boson with the ATLAS detector at the lhc,” *Physics Letters B*, vol. 716, no. 1, pp. 1 – 29, 2012.
- [5] ATLAS Collaboration, “Operation and performance of the ATLAS tile calorimeter in run 1,” *Eur. Phys. J. C*, vol. 78, p. 987. 69 p, Jun 2018.
- [6] P. Adragna *et al.*, “The ATLAS hadronic tile calorimeter: From construction toward physics,” *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, vol. 53, pp. 1275 – 1281, 07 2006.
- [7] R. Wigmans, *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*. International series of monographs on physics, Clarendon Press, 2017.
- [8] C. Gabaldón and the ATLAS LAr Collaboration, “Electronic calibration of the ATLAS LAr calorimeter and commissioning with cosmic muon signals,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 160, p. 012050, apr 2009.
- [9] K. H. Liland, “4s peak filling – baseline estimation by iterative mean suppression,” *MethodsX*, vol. 2, pp. 135 – 140, 2015.
- [10] S. K. Shukla, E. Koley, and S. Ghosh, “Dc offset estimation-based fault detection in transmission line during power swing using ensemble of decision tree,” *IET Science, Measurement Technology*, vol. 13, no. 2, pp. 212–222, 2019.
- [11] W. Cleland and E. Stern, “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*, vol. 338, no. 2, pp. 467 – 497, 1994.
- [12] E. Fullana *et al.*, “Digital signal reconstruction in the ATLAS hadronic tile calorimeter,” *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, vol. 53, pp. 2139 – 2143, 09 2006.
- [13] H. Abreu *et al.*, “Performance of the electronic readout of the ATLAS liquid argon calorimeters,” *Journal of Instrumentation*, vol. 5, 09 2010.
- [14] J. L. Marin, E. F. de Simas Filho, B. S. Peralva, L. M. de Andrade Filho, and J. M. de Seixas, “Estimação da energia do calorímetro de telhas do detector atlas no lhc em condições de empilhamento de sinais,” in *Anais do ENMC e ECTM*, 2019.
- [15] L. de Andrade Filho, B. Peralva, J. Seixas, and A. Cerqueira, “Calorimeter response deconvolution for energy estimation in high-luminosity conditions,” *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 62, pp. 1–9, 11 2015.
- [16] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, *Discrete-time signal processing*. Prentice Hall, 1989.
- [17] M. C. N. Fiolhais, “Correlated noise unfolding on a hadronic calorimeter,” in *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pp. 1–4, 2011.
- [18] M. Aaboud *et al.*, “Operation and performance of the ATLAS Tile Calorimeter in Run 1,” *Eur. Phys. J. C*, vol. 78, p. 987. 69 p, Jun 2018.
- [19] L. Rossi and O. Brüning, *The High Luminosity Large Hadron Collider: the new machine for illuminating the mysteries of Universe*. Advanced series on directions in high energy physics, Hackensack, NJ: World Scientific, 2015.
- [20] P. Rousseeuw and K. Driessen, “A fast algorithm for the minimum covariance determinant estimator,” *Technometrics*, vol. 41, pp. 212–223, 08 1999.