

08 a 11 de Outubro de 2019
Universidade Federal de Juiz de Fora
Juiz de Fora - MG

Estimação da Energia do Calorímetro de Telhas do Detector ATLAS no LHC em Condições de Empilhamento de Sinais

Juan Lieber Marin¹ - juan.lieber@ufba.br

Eduardo F. de Simas Filho¹ - eduardo.simas@ufba.br

Bernardo Sotto-Maior Peralva² - bernardo@iprj.uerj.br

Luciano M. de A. Filho³ - luciano.andrade@ufjf.edu.br

José Manoel de Seixas⁴ - seixa@lps.ufrj.br

¹Laboratório de Sistemas Digitais, PPGEE, Universidade Federal da Bahia - Salvador, Brasil

²Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Nova Friburgo, Brasil

³Universidade Federal de Juiz de Fora - Brasil

⁴Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Brasil

Resumo. Para descoberta de novas partículas elementares, físicos e engenheiros se concentram em construir equipamentos cada vez mais sofisticados. Nestes, feixes de partículas conhecidas são colocados em rota de colisão a velocidades próximas a da luz. Quando há colisões, partículas elementares são produzidas e sua ocorrência é medida por um complexo arranjo de sensores denominados calorímetros. Para essa detecção, um sistema eletrônico é construído afim de formar um pulso, de natureza elétrica, cujo formato é proporcional à energia da partícula gerada. Nesse sentido, para que seja possível dizer qual o resultado de uma determinada colisão, estimadores baseado em algoritmos matemáticos são propostos. Um dos maiores colisionadores de feixes é o LHC, que possui o experimento ATLAS. Nesse sentido, o presente trabalho tem como objetivo avaliar o desempenho de dois algoritmos que operam nesse experimento: o OF (Optimal Filter) e COF (Constrained Optimal Filter), ambos projetados para o experimento ATLAS. A fim de avaliar a eficiência de estimação da energia, dados adquiridos durante a operação nominal do LHC foram utilizados. Os parâmetros de média e desvio padrão do erro de estimação foram empregados para comparar o desempenho de ambos os métodos. Os resultados mostram que o método COF apresenta um desempenho superior ao método OF, atualmente empregado no experimento ATLAS.

Keywords: Reconstrução de sinais, Filtragem ótima, Empilhamento de sinais, Calorimetria de altas energias.

1. INTRODUÇÃO

Colisores de partículas de alta energia são máquinas que auxiliam na descoberta de partículas subatômicas, a exemplo do Bóson de Higgs (ATLAS Collaboration, 2012). Um dos colisores

mais conhecidos é o LHC (do inglês *Large Hadron Collider*) que, dentre outros, possui o experimento ATLAS (do inglês *A Toroidal LHC Apparatus*). No LHC, feixes de prótons são acelerados com velocidades próximas à da luz e colocados em rota de colisão frontal. Quanto maior a taxa de colisões por unidade de tempo, maior a probabilidade de ocorrência de partículas raras, nas quais a comunidade científica possui grande interesse (Evans & Bryant, 2008). O experimento ATLAS conta com dois calorímetros que são responsáveis por medir a energia e a posição da partícula resultante de uma determinada colisão. Dentre estes calorímetros, o Calorímetro de Telhas (TileCal, do inglês *Tile Calorimeter*) mede essas grandezas associadas a partículas com características hadrônicas no ATLAS (Adragna et al., 2006). Para tanto, o TileCal, que utiliza placas de aço como material absorvedor e telhas plásticas cintilantes como material ativo, conta com diversos canais de leitura (cerca de 10000) que absorvem a energia depositada de uma partícula, gerando pulsos digitalizados através de um sistema eletrônico de aquisição de dados. O pulso é considerado invariante para todo o experimento e a energia depositada é proporcional a amplitude do mesmo (Andrade et al., 2015). Geralmente, uma constante denominada pedestal é somada a esse pulso para evitar valores negativos nas conversões analógico-digital. É comum também existir um desvio de fase do pulso, que caracteriza a diferença temporal entre o instante da colisão e o da excitação de uma determinada região do TileCal (Andrade et al., 2015). Para reconstrução da energia, algoritmos de estimação são utilizados no intuito de diminuir o efeito do ruído eletrônico inerente aos sistemas eletrônicos associados ao processo de aquisição de dados (Cleland & Stern, 1994). Entretanto, o LHC pode operar com alta taxa de colisões, o que causa um empilhamento de pulsos em uma mesma janela de leitura, que possui um intervalo de 25ns (Wigmans, 2017). Os métodos de reconstrução de energia consideram o efeito do empilhamento como uma fonte aditiva de ruído (Wigmans, 2017). Isso resulta em uma distribuição não gaussiana, levando a esses algoritmos operarem de forma sub-ótima (Kay, 1993).

Considerando esse problema, o presente trabalho visa comparar o desempenho entre o chamado Filtro Ótimo (OF, do inglês *Optimal Filter*), proposto por Bertuccio (Gatti & Sapietro) e posteriormente aplicado ao TileCal por Fullana et al. (2006) (que é algoritmo padrão de estimação de energia) e o COF (do inglês *Constrained Optimal Filter*) que foi proposto por Andrade et al. (2015) e Andrade et al. (2015). Para essa comparação, foram usados dados reais com um alto nível de empilhamento, considerando todas as células do TileCal. Serão usadas figuras de mérito de natureza estatística e também serão investigadas possíveis causas que possam eventualmente levar o algoritmo COF a ter uma performance abaixo do que o algoritmo OF. O trabalho está organizado da seguinte maneira: na seção 2. são descritos os algoritmos de reconstrução de energia, bem como suas limitações. Na seção 3. é apresentada a metodologia do trabalho, as bases de dados utilizadas e as figura de mérito avaliadas. Na seção 4. são apresentados os resultados das comparações de desempenho de reconstrução de energia dos algoritmos e o resultado da avaliação do pedestal em células específicas. Por fim, a seção 5. resume o exposto nesse trabalho e aponta perspectivas para que o método COF possa ser ainda mais eficiente.

2. RECONSTRUÇÃO DA ENERGIA DO TILECAL

Os algoritmos de reconstrução de energia operam considerando que o pulso proveniente de uma determinada colisão possui um formato invariante, aproximadamente gaussiano, conforme mostrado na Fig. 1.

Nesse tipo de pulso, três grandezas são consideradas: a amplitude do pulso, a linha de base

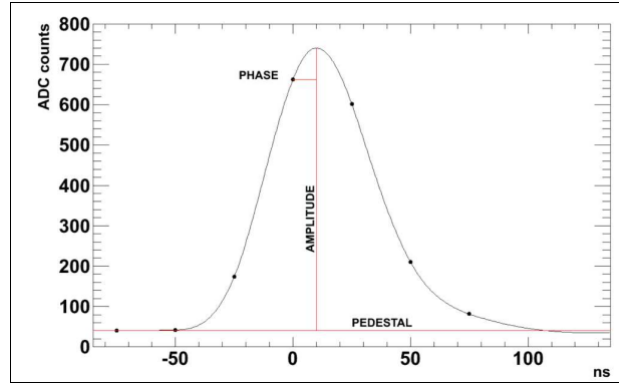


Figura 1- Pulso de referência do TileCal (extraído de Andrade et al. (2015)).

(pedestal) e o desvio de fase. O primeiro parâmetro está diretamente ligado a energia depositada pela partícula. O segundo, por sua vez, provém de um condicionamento de sinal para evitar que os conversores analógico-digitais trabalhem com valores negativos. O terceiro representa o atraso temporal entre a colisão e a efetiva leitura feita por um dos canais do calorímetro (Andrade et al., 2015).

2.1 Método OF

Considerando essas grandezas, Fullana et al. (2006) propuseram o método OF (do inglês, *Optimal Filter*) que utiliza o seguinte modelo para o pulso recebido em uma determinada célula do TileCal:

$$y(n) = Ah(n) + A\tau\dot{h}(n) + ped + w(n) \quad (1)$$

em que A é a amplitude do pulso e é proporcional a energia da colisão, τ é o desvio de fase, ped constitui a linha de base que é uma constante somada analogicamente ao sinal para evitar conversões analógico-digitais negativas, $h(n)$ são as amostras do pulso de referência do TileCal ($\dot{h}(n)$ sua derivada temporal) e $y(n)$ corresponde aos pontos amostrados do sinal proveniente de colisões. No método OF, a variável $w(n)$ é modelada como um ruído gaussiano. Nesse sentido, o estimador ótimo de A considerando o método OF é:

$$\hat{A}_{OF} = \sum_{n=1}^N y(n)c(n) \quad (2)$$

em que N representa o número de amostras coletadas em uma única janela de leitura, e $c[n]$ corresponde ao vetor de coeficientes do método OF. Tais coeficientes são calculados através de um procedimento de otimização utilizando os multiplicadores de Lagrange visando minimizar a contribuição do ruído na estimação do parâmetro de interesse (amplitude) sujeito às seguintes restrições:

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N c(n)h(n) &= 1; & \sum_{n=1}^N c(n)\dot{h}(n) &= 0 \\ \sum_{n=1}^N c(n) &= 0; & \sum_{n,j=1}^N c(n)C(n,j) - \lambda h(n) - \epsilon \dot{h}(k) - \kappa &= 0 \end{aligned} \quad (3)$$

em que λ , ϵ e κ são os multiplicadores de Lagrange e $C(n, j)$ é a matriz de covariância do ruído. Resolvendo o sistema acima obteremos os multiplicadores de Lagrange e os coeficientes do método OF.

Se não há efeito de empilhamento, a distribuição estatística de w é gaussiana e a Eq. (2) opera de maneira ótima (Kay, 1993) e, nesse cenário, C pode ser negligenciada. Entretanto, na ocorrência de empilhamento, a distribuição de $w(n)$ se torna não gaussiana (Wigmans, 2017), pois há alteração no formato resultante do pulso, a exemplo do mostrado na Fig 2.

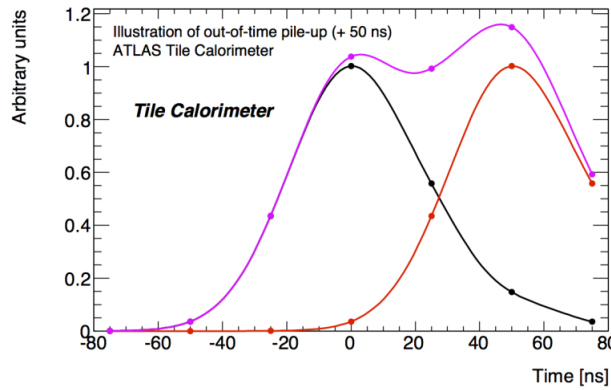


Figura 2- Exemplo de empilhamento no TileCal. O pulso em vermelho é considerado parcialmente fora da janela de leitura. O pulso em rosa é o adquirido pelo sistema de aquisição de dados. (extraído de Andrade et al. (2015)).

Existem duas consequências diretas do efeito do empilhamento que degradam o desempenho do algoritmo OF: a primeira é que o mesmo opera de forma sub-ótima e a segunda é que a estimação de C pode ser prejudicada pelo fato das características estatísticas de $w(n)$ (que englobam ruído eletrônico e de empilhamento) mudarem ao longo de uma mesma tomada de dados (Andrade et al., 2015).

2.2 Método COF

No intuito de prover um estimador que não necessite de conhecer as características *a priori* do empilhamento, os trabalhos desenvolvidos por (Andrade et al., 2015) e Andrade et al. (2015) propuseram uma mudança na forma de reconstrução de energia. Nestes, ao invés de usar o modelo descrito pela Eq. (1), os autores modelaram a deposição de energia em uma determinada célula do calorímetro como uma função delta de Kronecker (Oppenheim, 2010). Dessa 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 Fig. 3. Assim, considerando um conjunto a_i de deposições de energia, o sinal coletado pelo TileCal é dado por:

$$y(n) = \sum_i (h(i)a(n-i)) + w(n) \quad (4)$$

Dessa forma, estimar a energia depositada em uma determinada célula implica em desconvoluir a sequência $y(n)$ da resposta ao impulso $h(n)$. Aplicando um procedimento similar ao OF o estimador associado a Eq. (4):

$$\hat{\mathbf{a}}_p = \mathbf{G}_p^T \mathbf{y} \quad (5)$$

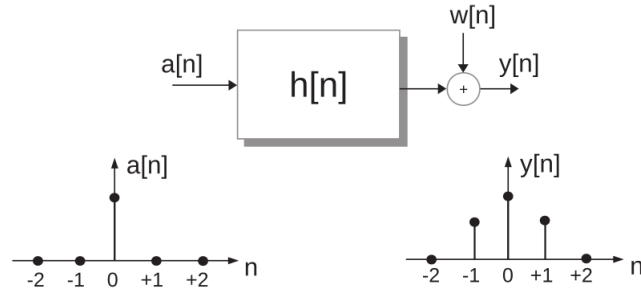


Figura 3- Modelagem de um sistema linear para o problema de empilhamento (extraído de Andrade et al. (2015)).

em que:

$$\mathbf{G}_p = \mathbf{C}_p^{-1} \mathbf{H}_p (\mathbf{H}_p^T \mathbf{C}_p^{-1} \mathbf{H}_p)^{-1} \quad (6)$$

e

$$\mathbf{H}_p^T = \begin{bmatrix} h(3) & h(4) & h(5) & h(6) & 0 & 0 & 0 \\ h(2) & h(3) & h(4) & h(5) & h(6) & 0 & 0 \\ h(1) & h(2) & h(3) & h(4) & h(5) & h(6) & 0 \\ h(0) & h(1) & h(2) & h(3) & h(4) & h(5) & h(6) \\ 0 & h(0) & h(1) & h(2) & h(3) & h(4) & h(5) \\ 0 & 0 & h(0) & h(1) & h(2) & h(3) & h(4) \\ 0 & 0 & 0 & h(0) & h(1) & h(2) & h(3) \end{bmatrix} \quad (7)$$

e p é o número de colisões presentes na janela de leitura. Quando $p = N$, tem-se a melhor aproximação da desconvolução. Assim, $w(n)$ pode ser considerado gaussiano e o estimador assumirá a seguinte forma:

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{y} \quad (8)$$

É importante ressaltar que antes de aplicar a Eq. (8), o método subtrai do vetor \mathbf{y} o valor do pedestal. Esse valor é obtido através de um banco de dados que possui valores armazenados a partir de tomadas de dados feitas para calibrar o sistema de aquisição de dados, onde não há colisões. É válido notar também que essa expressão não depende da matriz \mathbf{C} , sendo essa uma das vantagens do método COF (do inglês, *Constrained Optimal Filter*) com relação ao método OF.

De posse do vetor de amplitude estimadas $\hat{\mathbf{a}}$, o método COF seleciona somente as amplitudes acima de um determinado patamar. Esta etapa tem o objetivo de projetar novamente o COF através da Eq. (6) evitando estimar sinais sem informação (ou seja, ruído), e melhorando as estimações das amplitudes com informação relevante. Desta forma, o método COF se apresenta como uma melhor opção ao algoritmo OF, conforme mostrado em (Andrade et al., 2015) e (Andrade et al., 2015), tanto na independência de informação sobre o empilhamento quanto menor erro de reconstrução de energia.

3. METODOLOGIA

Diante do exposto na seção anterior, este trabalho concentra-se em avaliar a qualidade da reconstrução de energia feita pelo método OF e pelo método COF ao longo de todo o TileCal.

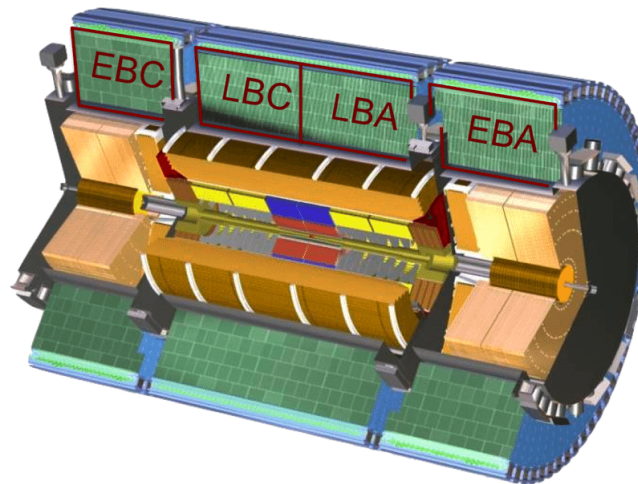


Figura 4- Representação do experimento ATLAS. O TileCal constitui a região em verde e suas partições são destacadas. Extraído de (Sivolella et al, 2015).

São observadas as 4 partições: duas no barril principal, denominadas LBA e LBC (do inglês *Long Barrel A e C*), e duas no barril estendido, denominadas EBA e EBC (do inglês *Extendend Barrel A e C*). A Fig. 4 mostra uma representação do experimento ATLAS. Em verde claro, está localizado o TileCal e suas partições são destacadas.

Cada uma delas contém 64 módulos e, por sua vez, cada um deles contém 48 canais. Nesse sentido, cada célula consiste em um canal de um determinado módulo, que pertence a uma determinada partição. Os módulos são identificados por uma numeração que varia de 0 a 63 e os canais são identificados por uma numeração de 0 a 48. Nesta etapa, foi utilizada uma base de dados reais do TileCal, que contém informações relativas a 15756 eventos com a reconstrução de energia feita tanto pelo OF quanto pelo COF, bem como os pulsos provenientes de cada evento e o valor do pedestal utilizado por cada algoritmo. Essa base consiste em informações em que não há nenhum tipo de pré-seleção dos eventos pelo sistema de filtragem do ATLAS. Assim, como durante a Run II do LHC apenas 0.00003% dos eventos são aceitos pelo ATLAS como prováveis candidatos a física de interesse (ATLAS Collaboration, 2017), a base de dados tomada no final do ano de 2018 (quando o nível de empilhamento aumentou de modo substancial) consiste em sua maioria de ruído. Em termos quantitativos, o nível de empilhamento pode ser caracterizado por um número médio de iterações por colisão ($\langle \mu \rangle$) e, nessa tomada de dados, esse valor é de $\langle \mu \rangle = 90$. Um exemplo desse valor para uma baixa taxa de colisões é de $\langle \mu \rangle = 3.31$ (Andrade et al., 2015). Em células nas quais o COF apresentou pior desempenho que o método OF, foi avaliado o valor do pedestal utilizado pelo COF para estimar a energia proveniente das colisões. Esse valor foi comparado com uma tomada de dados para calibração (que não possui colisões), também ocorrida no final do ano de 2018. Essa segunda base de dados conta com 10019 leituras de pedestal. A metodologia adotada ao longo deste trabalho é mostrada na Fig. 5.

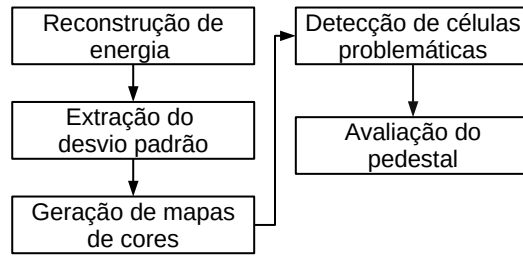


Figura 5- Diagrama de blocos da metodologia adotada ao longo deste trabalho.

4. Resultados

Como a base de dados utilizada nesse trabalho é constituída em sua maioria por ruído, espera-se que os histogramas de reconstrução de energia possuam a menor dispersão possível. Logo aquele que apresentar o menor desvio padrão, será o melhor entre ambos. A Fig. 6 mostra dois histogramas típicos de reconstrução de energia, comparando o OF com o COF. Para comparação dos métodos, são avaliados os histogramas de reconstrução de energia tomando o desvio padrão de cada um deles e, em seguida, o desvio percentual é calculado através da Eq. (9). Assim, são gerados quatro histogramas bidimensionais (um para cada partição) em que o eixo z representa o valor de σ_z de cada célula do TileCal. A abscissa dos histogramas consiste no índice do módulo e a ordenada indica o índice do canal.

$$\sigma_z = \left(\frac{\sigma_{OF} - \sigma_{COF}}{\sigma_{OF}} \right) \times 100 \quad (9)$$

Os mapas de cores mostrados na Fig. 7 tem por objetivo mensurar a diferença de performance

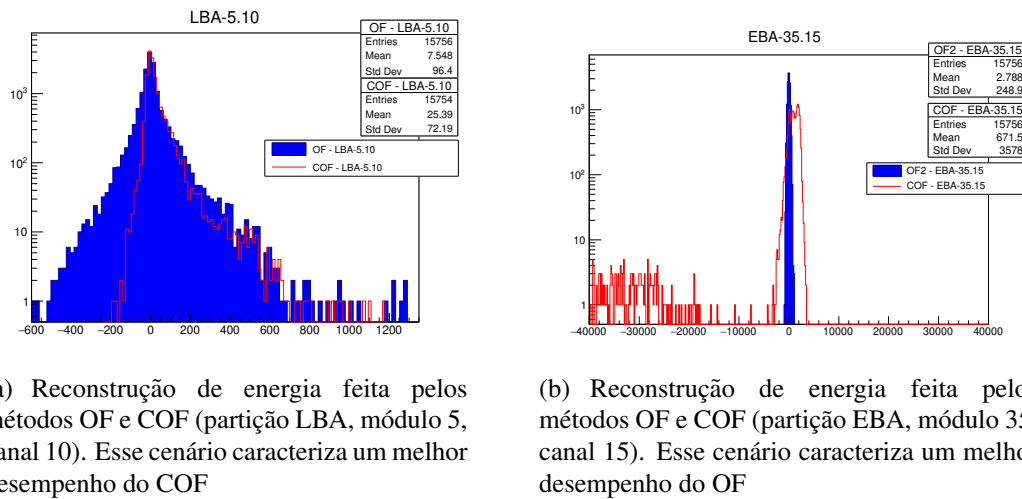


Figura 6- Histogramas típicos de reconstrução de energia no TileCal.

entre os algoritmos OF e COF, aplicando as Eq. (9). Algumas células do TileCal não possuem instrumentação e, nesses casos, os histogramas foram preenchidos com zeros para que não haja uma interpretação errônea. Nestes mapas, as regiões com cores mais próximas ao vermelho indicam que o algoritmo COF possui um desempenho melhor do que o OF. O caso contrário é caracterizado por regiões mais próximas do azul. É válido notar que na maioria das células, em todas as partições, $\sigma_{COF} < \sigma_{OF}$, como esperado. Entretanto, em algumas células o algoritmo

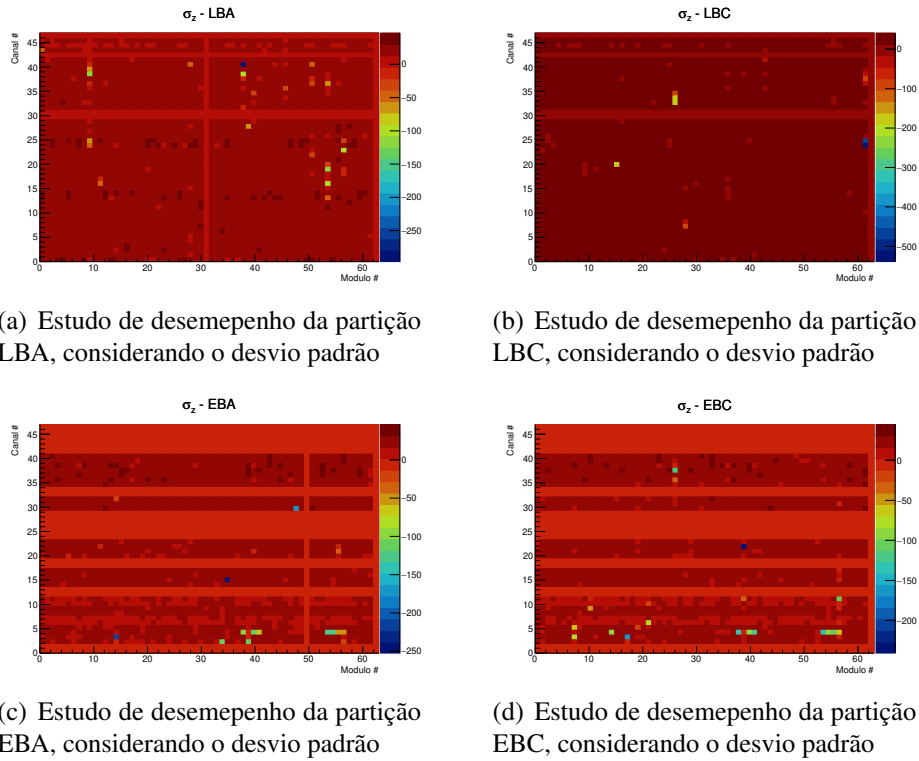


Figura 7- Comparação considerando o desvio padrão nas células do TileCal

OF possui melhor desempenho. Na Fig. 7(a), existem alguns pontos em que o desempenho do método COF é inferior ao método OF, indicada pelos pontos na faixa do laranja ao azul. Uma quantidade menor de células onde isso acontece pode ser observado Fig. 7(b). A Fig. 7(c) e 7(d) apresentam também uma pequena quantidade de regiões onde $\sigma_{COF} > \sigma_{OF}$, principalmente no canal 4. Um ponto foi analisado separadamente na Fig. 7(b) por apresentar um valor muito abaixo dos demais. Destaca-se a célula na partição LBC, no módulo 39, no canal 39 que é onde o COF apresenta o pior desempenho dentre todas as células. O valor de σ_z nessa célula é de -6364.47%. Para tentar justificar essa divergência mostrada através das Fig. 7, a linha de base que existe em cada pulso foi avaliada, uma vez que o método COF utiliza o pedestal antes de aplicar a Eq. (8). Para essa comparação foi tomado o desvio percentual do pedestal utilizado no método COF e o pedestal estimado a partir da calibração. Dessa forma:

$$\delta_{ped} = 100 \times \frac{ped_{run} - ped_{COF}}{ped_{run}} \quad (10)$$

em que ped_{run} é o valor da linha de base proveniente da calibração e ped_{COF} é o valor que foi utilizado pelo método COF para realizar a reconstrução de energia. Como resultado, foram gerados quatro mapas de cores (referentes às partições). Na Fig. 8 são mostrados os desvios percentuais do valor da linha de base com relação aos dados advindos do processo de calibração. Nesta é possível observar que, onde o desempenho do método COF foi pior do que o OF (observando a Fig. 7), há discrepâncias entre os valores do pedestal comparados. Na maior parte das células, esse desvio é superior a 20%. Há ainda células que apresentam $\delta_{ped} < 10\%$, principalmente na região do barril estendido (partições EBA e EBC), conforme ilustra a Fig. 8(c) e 8(d). Nota-se também que, em regiões onde o método COF possui um desempenho superior ao OF, o desvio do pedestal nessas células estão próximo ao zero. Como consequência, os resultados mostrados nesta seção indicam que pode haver uma relação entre um desvio de pedestal e um

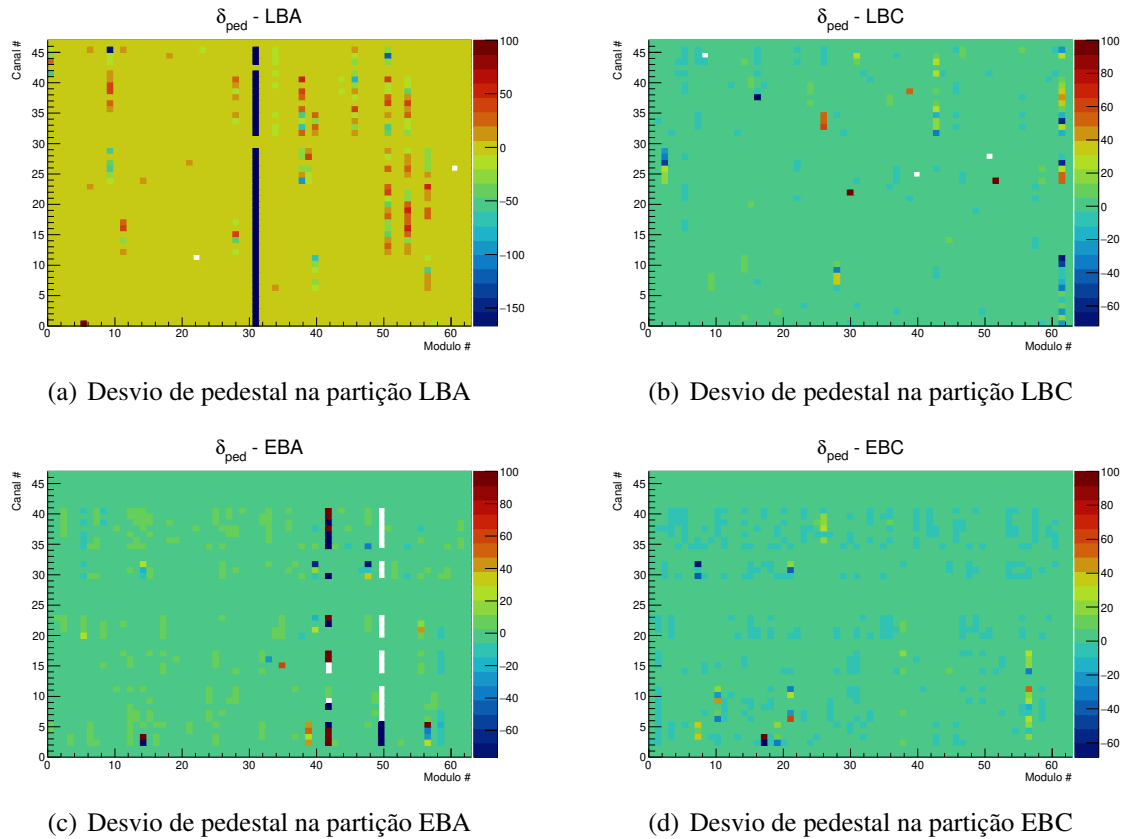


Figura 8- Desvio do pedestal nas células do TileCal. São apenas considerados as regiões cujo desempenho do método COF é inferior ao método OF

desempenho ruim do método COF. Uma das prováveis causas é o fato de que o banco de dados (que é onde o COF consulta o valor do pedestal) está desatualizado com as tomadas de dados para calibração. Nesse sentido, uma proposta para melhorar o desempenho do método COF é torná-lo independente do valor que é armazenado no banco de dados. Para isso, uma estratégia híbrida, combinando os métodos COF e OF pode ser aplicada, no intuito de estimar o valor de pedestal para cada sinal e optar pelo método OF caso este valor seja discrepante do valor recuperado pelo banco de dados. Caso o pedestal esteja coerente com o valor do banco de dados, a estimação da energia seria feita pelo COF.

5. CONCLUSÕES

O trabalho exposto nesse artigo comparou o desempenho entre dois métodos de reconstrução de energia disponíveis para o calorímetro de telhas (TileCal) do experimento ATLAS no LHC: o OF e o COF. Como figura de mérito, foram utilizados o desvio padrão da reconstrução de energia em todo o TileCal. Como esperado, o COF apresentou desempenho superior em quase todas as células. Onde isso não ocorreu, uma avaliação do pedestal foi feita no intuito de explicar esse fenômeno. Foi detectado que há discrepâncias entre os valores da linha de base, quando comparado a tomada de dados de calibração, nessas células, indicando que um valor inconsistente do pedestal foi utilizado para estimar a energia dessas células. Por fim, o trabalho sugere uma estratégia que torne o método COF independente do pedestal armazenado no banco de dados do TileCal. Nesse sentido, o estudo de um estimador específico para o pedestal já se

encontra em andamento.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq, FAPEMIG, FAPESB, FAPERJ e RENAFAP pelo apoio financeiro. Um agradecimento especial a CAPES pelo suporte institucional e financeiro.

Referências

- Adragna, P. et al (2008), The ATLAS Hadronic Tile Calorimeter: From Construction Toward Physics. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 53, n. 5, pp. 1275-1281.
- de Andrade Filho, L.M., Peralva, B. S., Seixas, J. M. and Cerqueira, A. S. (2015). Calorimeter Response Deconvolution for Energy Estimation in High-Luminosity Conditions. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 62, n. 6, pp. 3265-3273.
- The ATLAS Collaboration (2012), in *Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC*, *Physics Letters B*, v. 716, pp. 1-29.
- Collaboration, ATLAS (2017), in *Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS TDAQ System*, CERN, Geneva,
- Bertuccio, G., Gatti, E., . and Sapietro, M. (1992), Sampling and optimum data processing of detector signals. *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A.*, v. 322, pp. 271-279.
- Cleland, W. and Stern, E. G. (1994), Signal Processing Considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment. *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A.*, v. 338, pp. 467-497.
- Evans, L. and Bryant, P (2008), “LHC machine”, *JINST* 3, Bristol, vol S08001.
- Fullana, E., Castelo, V., Cuenca, C., Ferrer, A., Higon, E., Iglesias, C., Munar, A., Poveda, J., Martinez-Ruiz, A., Salvachua, B., Solans, C., Teuscher, R. and Valls, J. (2006). Digital Signal Reconstruction in the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 53, n. 4, pp. 2139-2143.
- Kay, S. M. (1993), in *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, Englewood Cliffs (ed.), Prentice Hall, USA.
- Oppenheim, A. V. (2010), in *Discrete Time Signal Processing*, Prentice-Hall, New Jersey, USA.
- Sivolella, A. Ferreira, F., Maidantchik, C., Solans, S., Solodkov, A., Smirnov, Y. (2015), Tile-in-ONE: A web platform which integrates Tile Calorimeter data quality and calibration assessment, in *Journal of Physics: Conference Series*
- Wigmans, R. (2017), in *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*, *Oxford Science Publication (2nd edition)*, New York, USA.

APPENDIX A

To discover new elementary particles, physicists and engineers focus on building increasingly sophisticated equipment. In these, known particle beams are placed on a collision course at speeds close to that of light. When collisions occur, elementary particles are produced and their occurrence is measured by a complex array of sensors called calorimeters. For this detection, an electronic system is built in order to form an electrical pulse whose shape is proportional to the energy of the generated particle. In order to be able to say what the result of a given collision is, estimators based on mathematical algorithms are proposed. One of the largest beam colliders is the LHC, which has the ATLAS experiment. In this sense, the present work aims to evaluate the performance of two algorithms that operate in this experiment: the OF (Optimal Filter) and COF (Constrained Optimal Filter), both designed for the ATLAS experiment. In order to evaluate the energy estimation efficiency, data acquired during the nominal operation of the LHC were used. The mean and standard deviation parameters of the estimation error were used to compare the performance of both methods. The results show that the COF method presents a better performance than the OF method, currently employed in the ATLAS experiment.

Keywords: *Energy Reconstruction, TileCal, Stochastics Methods, Signal Pile-Up*