



MÉTODO ITERATIVO UTILIZANDO TEORIA DE ESPARSIDADE À ESTIMAÇÃO DE ENERGIA PARA UM CALORÍMETRO OPERANDO COM ALTA TAXA DE EVENTOS

Thiago Campos Acácio Paschoalin¹ - thiago.paschoalin@cefetmg.br

Tiago Motta Quirino² - tiago.quirino@eng.uerj.br

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte³ - joao.duarte@univassouras.edu.br

Luciano Manhães de Andrade Filho⁴ - luciano.andrade@engenharia.ufjf.br

¹Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG), Unidade Leopoldina, MG, Brasil

²Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ) - Rio de Janeiro, RJ, Brasil

³Universidade de Vassouras (UNIVASSOURAS), Vassouras, RJ, Brasil

⁴Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) - Juiz de Fora, MG, Brasil

Resumo. O Grande Colisionador de H  drons (LHC)   o maior e mais energ  tico acelerador de part  culas. Nele est  a presente o experimento ATLAS, que tem a func  o de estudar colisões do tipo pr  ton-pr  ton, onde o foco do trabalho envolve o calor  metro hadrônico (TileCal). O LHC como um todo passar   por um processo de atualiza  o, onde ir   operar com altas luminosidades, fazendo com que as t  cnicas convencionais de estima  o de energia percam performance em um novo cen  rio com empilhamento de sinais. Este trabalho aborda a teoria da esparsidade em processamento de sinais, com a proposta de um m  todo iterativo para estima  o da amplitude. O m  todo    comparado com a abordagem dos M  nimos Quadrados ou Least Square (LS) para deconvolu  o e com outro m  todo utilizando sinais esparsos, mas de uma forma aproximada. Sinais simulados s  o utilizados para verificar diferentes ocupações nas c  lulas do TileCal, onde observou-se uma redu  o do Erro Quadr  tico M  dio (RMSe) na utiliza  o do m  todo proposto para todas as ocupações, chegando    47,62% quando comparado com o LS.

Palavras-Chave: Deconvolu  o, Calorimetria, Esparsidade, Processo Iterativo

1. INTRODU  O

O Grande Colisionador de H  drons (LHC)   o mais energ  tico acelerador de part  culas j   constru  do at   os dias atuais. O LHC est  a localizado no complexo do CERN (Conseil Europ  en pour la Recherche Nucl  aire - Organiza  o Europeia para a Investig  o Nuclear) (Solans Sanchez, 2013). Um dos seus sistemas mais importantes    o experimento ATLAS (A Toroidal LHC Apparatus - Dispositivo Instrumental Toroidal para o LHC), que analisa colisões do tipo pr  ton-pr  ton que ocorrem em seu interior. Esta an  lise    feita por meio

de subdetektore como o detector de traço, calorímetro magnético e hadrônico. Este último, também conhecido como TileCal, será o foco deste trabalho, principalmente relacionado a sua atualização programada. As colisões ocorrem no centro do calorímetro e suas estruturas absorvem a energia das partículas resultantes, possibilitando a identificação de suas propriedades essenciais.

O LHC será atualizado para que possa trabalhar com altas luminosidades e será denominado de HL-LHC, onde o HL é a sigla de altas luminosidades em inglês (Hristova and the ATLAS Collaboration, 2018). O aumento da luminosidade faz com que o efeito de empilhamento de sinal (*pile-up*) fique mais presente, ao ponto de alterar as performances de técnicas já adotadas. Os filtros de estimativa de energia não possuem a mesma capacidade já que o empilhamento de sinal distorce de forma significativa as propriedades do pulso. Métodos lineares como o Filtro Ótimo (OF) amplamente utilizando no ATLAS apresenta problemas para esse novo ambiente.

Uma técnica utilizando os mínimos quadrados ou *Least Square* (LS) foi discutida em Gonçalves et al. (2023), onde um filtro linear de simples implementação é desenvolvido, e será objeto de comparação. Esse método se mostrou adaptável em ambientes de empilhamento de sinal por se tratar de uma técnica de deconvolução que objetiva remover a resposta do calorímetro, com aprimoramento das performances em relação às técnicas clássicas implementadas no ATLAS, além de ser leve em termos de recursos de processamento, já que se mantém como um método linear.

Como o estimador deve recuperar a amplitude dos sinais impulsivos, utilizando a premissa de que os sinais vizinhos a essas partículas tem uma energia nula, os dados a serem recuperados se encaixam em sinais esparsos. Duarte et al. (2017) estudou essa abordagem esparsa, utilizando um modelo aproximado em relação à literatura com resultados interessantes. O presente trabalho, estende o estudo da esparsidade com métodos iterativos.

Na seção 2. é discutido sobre a infraestrutura existente atualmente no Tilecal, bem como o processo de atualização que o mesmo irá passar e o efeito de empilhamento de sinais e suas consequências neste novo cenário. O método proposto é apresentado na seção 3., onde se discute também um pouco sobre a teoria de esparsidade. A análise dos resultados está contemplada na seção 4., enquanto as conclusões do trabalho estão descritas na última seção.

2. INFRAESTRUTURA ATUAL E ATUALIZAÇÃO DO TILECAL

O experimento ATLAS foi projetado para o estudo de colisões do tipo próton-próton, em diversos valores de energia. O LHC acelera feixe de até 10^{11} prótons, que se chocam no centro do ATLAS 40 milhões de vezes por segundo (The ATLAS Collaboration, 2008). O Tilecal consegue medir a energia de hadrons quando interagem com os núcleos atômicos, por ser um calorímetro hadrônico. A colisão dos prótons no centro de massa produz um chuveiro de partículas que percorrem o interior do TileCal e a energia desses elementos vai diminuindo, emitindo luz ao interagirem com as telhas cintilantes. O sinal luminoso é transportado para produzir um pulso elétrico de formato padrão, discretizado em 7 amostras digitais em janelas de 150 ns.

Os planos de atualização do LHC de alta luminosidade (HL-LHC), descrito por Hristova and the ATLAS Collaboration (2018), descreve uma grande mudança no ATLAS, onde visa preparar o LHC para experimentos de luminosidades maiores. Esse aumento significativo pode trazer problemas na operação do detector, já que o empilhamento de sinal causado pelas alta ocupação, prejudica o processo de estimativa da energia (The ATLAS Collaboration, 2008).

O efeito de empilhamento de sinal se dá pelo fato do pulso padrão do TileCal estar distribuído em um intervalo de tempo maior que o intervalo de colisões que ocorrem no ATLAS. Canais de leitura com maior ocupação, sofrem maiores influências de amostras referentes a colisões anteriores. A degradação do sinal prejudica a determinação dos parâmetros a serem estimados (Damazio, 2013) e (Gonçalves, 2022).

Neste novo cenário, as técnicas de estimação já utilizadas atualmente nos canais do TileCal já não tem a mesma eficiência quando a distorção do pulso padrão se torna mais presente.

3. ESTIMAÇÃO DA ENERGIA E MÉTODO PROPOSTO

Para a estimação da energia das partículas absorvidas pelo material do TileCal, estratégias de estimação dos sinais são importantes para a correta reconstrução do pulso. O Filtro Ótimo é um filtro linear usado atualmente no TileCal, mas que com o efeito de empilhamento de sinal mais presente, sua performance não é a mesma.

O Método dos mínimos quadrados é uma abordagem discutida em Gonçalves et al. (2023) onde mostra-se que mesmo usando um método linear com um filtro de resposta ao impulso finita (FIR) é possível obter resultados interessantes de estimação, se tornando um candidato para implementação na atualização dos sistemas do ATLAS.

Métodos relacionados a teoria de esparsidade foram discutidos em Duarte et al. (2017), na utilização de métodos aproximados utilizando um filtro FIR baseado na deconvolução do sinal, juntamente com uma função limiar ou Shrinkage.

3.1 Modelo Convolucional

A energia da partícula a ser estimada pode ser representada por um impulso com amplitude proporcional a sua magnitude. O sinal de leitura do TileCal é o produto da convolução deste impulso com o pulso característico do calorímetro. Como o sistema de leitura está imerso em um ambiente eletrônico ruidoso, o sinal resultante da eletrônica de leitura possui um ruído gaussiano branco aditivo. A Eq. 1 demonstra a composição deste sinal final.

$$y[n] = x[n] * s[n] + w[n] \quad (1)$$

Onde y representa o sinal de saída do calorímetro, x é o sinal impulsivo de energia da partícula, s é pulso padrão w é o ruído aditivo. As técnicas de estimação do TileCal tem o objetivo de recuperar o valor de amplitude da energia representado por x .

3.2 Sinais Esparsos e Técnicas Propostas

O modelo convolucional do calorímetro demonstrado pode ser representado na forma matricial, onde relaciona todas as amplitudes do sinal com os sinais resultantes através resposta a impulso conforme Eq. 2, onde o ruído não está incluído:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \quad (2)$$

O vetor \mathbf{x} representa as amplitudes dos sinais em cada evento ocorrido e possui m linhas. Já o vetor \mathbf{b} é o sinal resultante do canal do calorímetro contendo n linhas. A matriz \mathbf{A} é a chamada matriz de convolução com n linhas e m colunas, onde $n > m$ e o pulso padrão do TileCal deslocados estão compondo as colunas desta matriz.

O objetivo é encontrar as amplitudes, mas existem infinitas soluções para o sistema da Eq. 2. Usando a abordagem de representação esparsa, é desejado encontrar a solução com o menor número de elementos não nulos de amplitude.

Uma forma de encontrar a solução do sistema linear é analisar o problema como a minimização de uma função custo sujeito a restrições (Elad, 2010). Uma série de funções podem ser utilizadas como função custo, cada uma com suas vantagens e desvantagens. A utilização da norma l_1 é bem estudada na literatura pois representa bem a esparsidade do sinal e também é uma função convexa. A Eq. 3 representa o problema de minimização descrito.

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1^1 \text{ sujeito a } \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\|_2^2 \leq \epsilon \quad (3)$$

A norma l_1 está representada por $\|\mathbf{x}\|_1^1$, que é a soma do módulo dos termos do vetor \mathbf{x} . O termo $\|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\|_2^2$ é o quadrado da norma l_2 da diferença entre a estimativa do sinal convoluído e o sinal de leitura do calorímetro. O problema pode ser analisado através de um multiplicador de Lagrange λ conforme equação 4, o que faz com que o problema de minimização não possua mais restrições, sendo que *lambda* pode ser encontrado empiricamente.

$$J(\mathbf{x}) = \lambda \|\mathbf{x}\|_1^1 + \frac{1}{2} \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\|_2^2 \quad (4)$$

Uma forma eficiente de minimizar da Eq. 4 para remoção do ruído é a utilização de função de limiarização ou Shrinkage conforme Elad (2010). Mas isso é válido para uma situação onde a matriz \mathbf{A} é uma matriz unitária, o que permite uma análise simplificada, chegando na Eq. 5, onde \mathbf{x} é o vetor de estimativa e \mathbf{x}_0 é a o sinal de leitura deconvoluído.

$$J(\mathbf{x}) = \lambda \|\mathbf{x}\|_1^1 + \frac{1}{2} \|\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}\|_2^2 \quad (5)$$

Dessa forma, permite-se encontrar a minimização da função $J(\mathbf{x})$ desacoplando a interdependência entre amostras vizinhas, derivando-a em relação a $x[n]$ e igualando a zero. A função Shrinkage é obtida isolando o termo $x[n]$, encontrando uma função dependente do resultado da deconvolução do sinal e do valor do multiplicador de Lagrange, representada pela Eq. 6. Importante citar que como a energia não atinge valores negativos, a função Shrinkage nesse caso específico corrige valores de entrada menores que zero.

$$x[n] = \begin{cases} x_0[n] - \lambda, & x_0[n] > \lambda \\ 0, & x_0[n] \leq \lambda \end{cases} \quad (6)$$

O problema é que o método acima é exclusivamente usado para casos onde a matriz \mathbf{A} é uma matriz unitária, que não é o caso da matriz de deconvolução do TileCal. Para contornar essa desvantagem, Elad (2010) propõe técnicas iterativas para encontrar a solução utilizando a abordagem de esparsidade.

3.3 Método Iterativo proposto utilizando teoria de esparsidade

Observando a Eq. 4, é possível encontrar uma nova função custo aproximada. Adicionando uma função estritamente convexa específica à expressão anterior, é possível encontrar uma função substituta que permita encontrar de forma mais rápida e efetiva o termo que minimize a função custo. A Eq. 7 representa essa função substituta mencionada.

$$\tilde{J}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1^1 + \frac{c}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|_2^2 - \frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} - \mathbf{Ax}_0\|_2^2 \quad (7)$$

O parâmetro $c > \|\mathbf{A}^T \mathbf{A}\|_2$ mantém essa função estritamente convexa. Após uma série de operações matemáticas (Elad, 2010), é possível uma nova forma de escrita da função custo (demonstrada na Eq. 8), onde a mesma se assemelha bastante à equação final 5 evidenciada anteriormente. Assim, é possível encontrar o termo ótimo através da Eq. 10, através da função Shrinkage original do termo expresso na Eq. 9.

$$\tilde{J}(\mathbf{x}) = Constante + \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}_0\|_2^2 + \frac{\lambda}{c} \|\mathbf{x}\|_1^1 \quad (8)$$

$$\mathbf{v}_0 = \frac{1}{c} \mathbf{A}^T (\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x}_0) + \mathbf{x}_0 \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_{\text{ótimo}} = S(\mathbf{v}_0) \quad (10)$$

Mas, o termo ótimo de $\tilde{J}(\mathbf{x})$ não representa necessariamente o termo ótimo de $J(\mathbf{x})$. A ideia então é utilizar essa função substituta em um processo iterativo que gere sequência de resultados x_k , até o momento que minimize a função custo original. Isso se dá na utilização da função Shrinkage e utilizando a igualdade demonstrada na Eq. 9. O processo iterativo está representado na Eq. 11 e se estende até quando o quadrado da norma l_2 do incremento de x_k atinge um certo limiar mínimo definido.

$$\mathbf{x}_{k+1} = S \left(\frac{1}{c} \mathbf{A}^T (\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x}_k) + \mathbf{x}_k \right) \quad (11)$$

É possível então descrever um algoritmo que encontre a estimativa das energias das partículas, utilizando a função Shrinkage do caso onde a matriz \mathbf{A} é unitária (Eq. 6). O método proposto será referenciado durante o trabalho como Método Iterativo Espaso (MIE).

Algoritmo 1: MÉTODO ITERATIVO ESPARSO (MIE)

```

Entrada:  $\mathbf{b}, \mathbf{A}$ 
Saída:  $\mathbf{x}_{\text{ótimo}}$ 
1 início
2    $\mathbf{x}_k = 0;$ 
3    $Erro = 0.1;$ 
4   repita
5      $\mathbf{x}_{k-1} = \mathbf{x}_k;$ 
6      $\mathbf{r}_k = \mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x}_k;$ 
7      $\mathbf{e} = \mathbf{A}^T \mathbf{r}_k;$ 
8     para cada  $n$  entre  $[1, \text{comprimento}(\mathbf{e})]$  faz
9       se  $e[n] > \lambda$  então
10        |  $x_k[n] = e[n] - \lambda$ 
11        | senão
12        |  $x_k[n] = 0$ 
13        | fim
14      fim
15    até  $\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k-1}\|_2^2 < Erro;$ 
16  fim
17  retorna  $\mathbf{x}_k$ 

```

4. RESULTADOS

Para verificação do método proposto por esse trabalho, os dados de sinal do calorímetro serão simulados com diferentes luminosidades. Serão utilizadas simulações pois não existem dados reais de colisões envolvendo altas luminosidades no LHC, além de possuir um ambiente

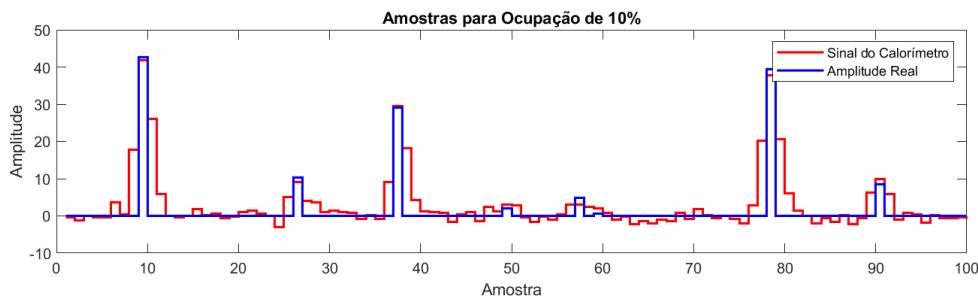


Figura 1: Gráfico do sinal de leitura do calorímetro com a amplitude real para ocupação de 10%.

onde a amplitude real é conhecida e os modelos possam ser mensurados de forma mais precisa. A Fig. 1 demonstra uma parte do sinal de leitura simulado.

O método proposto será comparado com a abordagem de Mínimos Quadrados ou *Least Square* (LS) proposto por Gonçalves et al. (2023) e também com o método de representação esparsa descrito em Duarte et al. (2017), que será referenciado nesse trabalho como Método Esparsa Aproximado (MEA). O valor de Erro Quadrático Médio (RMSe) será o parâmetro a ser comparado entre os métodos, onde o valor menor representa uma estimativa mais próxima da amplitude real. A análise gráfica comparando a energia real e estimada também será importante, já que é possível uma análise visual do que acontece com o processo de estimativa. Outros parâmetros interessantes como número de iterações e a influência do valor do limiar da função Shrinkage também serão demonstrados.

4.1 Encontrando o melhor limiar

Em primeiro momento, é necessário avaliar a influência do valor de λ , ou seja, do limiar da função shrinkage na estimativa da energia. Para isso, analisando diferentes valores de ocupação do sinal, o valor deste limite é variado, calculando o Erro Quadrático Médio (RMSe) em cada uma das situações. Essa análise é feita neste trabalho apenas para o Método Iterativo Esparsa.

Valores de ocupação diferentes alteram o valor de λ que apresenta o menor RMSe do conjunto de dados analisados. Portanto, será feita uma análise de valores de ocupação entre 0% e 100%, com variações do limiar entre -4 e 4. Uma forma de visualizar os resultados encontrados é através de um gráfico onde relaciona ocupação, valor de λ e o RMSe. Esse gráfico está mostrado na Fig. 2.

Excluindo o valor de ocupação de 0%, já que esse não existe nenhum dado de energia de partícula, é possível verificar que a relação entre o limiar e o RMSe representa um função convexa, permitindo encontrar valores ótimos que minimizem a função custo.

Observando a relação entre ocupação e RMSe, verifica-se que a medida que o o primeiro aumento, o segundo também aumenta, independente do valor de λ . Isso faz sentido quando resgata-se o problema de empilhamento de sinais, onde maiores luminosidades (ou ocupações) apresentam maior distorção no pulso característico e, consequentemente, piora no processo de estimativa.

4.2 Comparação entre os métodos

A Tabela 1 apresenta os resultados de estimativa para uma ocupação de 20%. É possível observar que o RMSe do MIE apresenta o menor valor quando comparado com os outros dois

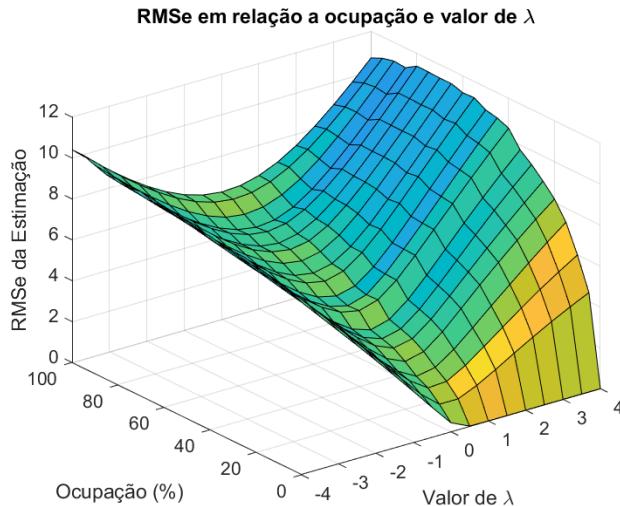


Figura 2: Gráfico contendo o RMSe para todas as ocupações, variando o valor de λ .

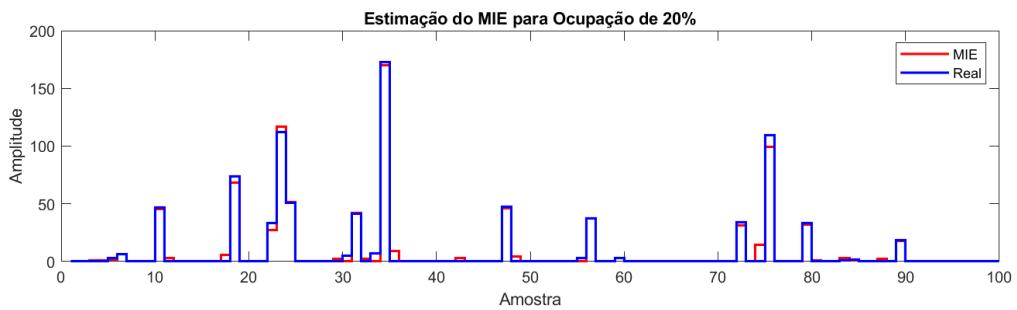


Figura 3: Gráfico das amostras de estimação usando MIE e da amplitude real para ocupação de 20%.

métodos. O MIE reduziu 22,7% o RMSe em relação ao MEA e 47,62% em relação ao LS, e necessitou de 287 iterações para atingir o objetivo.

Tabela 1: Resultados para ocupação de 20%

Método	RMSe	Iterações
MIE	2,34	287
MEA	3,03	-
LS	4,47	-

A fim observar a estimativa das amplitudes, os 100 primeiros dados dos resultados de cada método, em conjunto com a amplitude real da sequência dos sinais. A Fig. 3 mostra apenas a comparação entre o MIE e o valor real de energia, e pode-se observar que a estimativa diverge em alguns pontos onde houve depósito de energia e os pontos adjacentes à esses locais. Mas o algoritmo foi capaz de corrigir diversos valores entre colisões, anulando-os.

A Fig. 4 faz a comparação entre o MEA e amplitude desejada, e é possível observar um comportamento parecido com o método proposto, mas com menor capacidade de anular os valores entre amplitudes, o que era esperado, já que é um método aproximado.

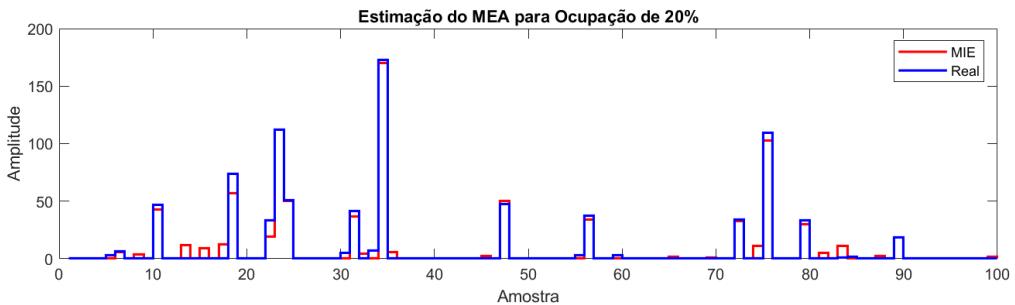


Figura 4: Gráfico das amostras de estimação usando MEA e da amplitude real para ocupação de 20%.

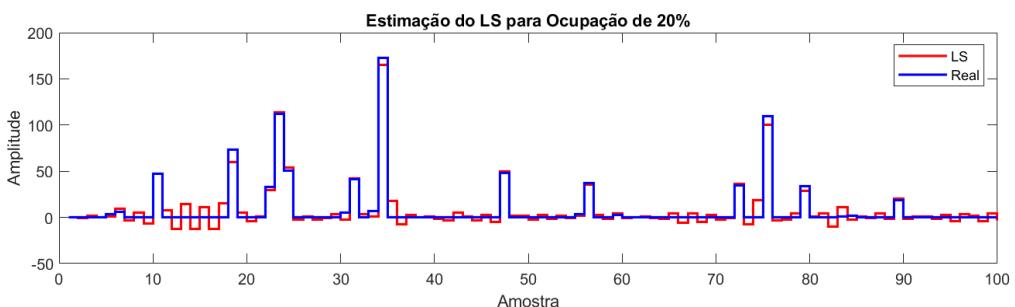


Figura 5: Gráfico das amostras de estimação usando LS e da amplitude real para ocupação de 20%.

Por fim, o resultado da estimação do LS está representada na Fig. 5, onde percebe-se uma maior flutuação de amplitude por todo processo de estimação. Essa flutuação faz com que o RMSe aumente, pois há sempre um erro de estimação, por mínimo que seja. Esse resultado também era esperado por se tratar de um método linear.

Tomando como exemplo agora um valor de ocupação de 80%, onde o efeito de empilhamento de sinal está bem mais presente, é possível observar os resultados de estimação na Tabela 2. O MIE ainda continua com o menor valor de RMSe, mas a redução percentual não é tão evidente mais. Para o MEA, houve uma redução de 3,15% enquanto chegou a 10,74% quando comparado com o LS.

Tabela 2: Resultados para ocupação de 80%

Método	RMSe	Iterações
MIE	5,39	673
MEA	5,57	-
LS	5,97	-

Ao comparar a estimação do MIE com a amplitude real, exposto na Fig. 6, observa-se que com uma ocupação maior, existem menos valores nulos fazendo com que a distância entre amplitudes seja menor. Dessa forma, a função Shrinkage tem uma menor atuação com os limiares, perdendo um pouco de performance em relação à uma menor ocupação.

Uma característica importante a se citar é que o número de iterações influência na velocidade da estimação. Números de interações grandes requer um processamento mais avançado para processar os dados no tempo correto, o que é sempre um desafio em problemas envolvendo sinais em tempo real.

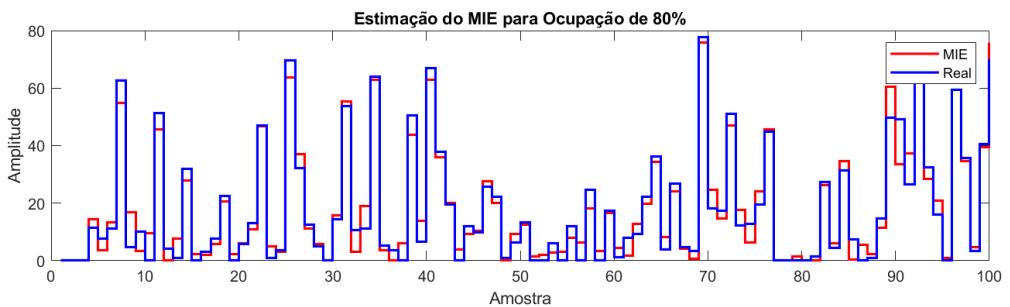


Figura 6: Gráfico das amostras de estimação usando MIE e da amplitude real para ocupação de 80%.

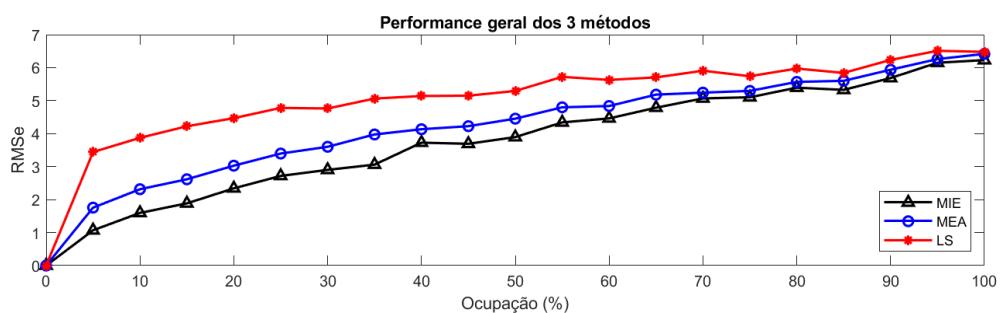


Figura 7: Gráfico comparando a performance dos 3 métodos de acordo com a ocupação.

A fim de demonstrar a performance geral dos métodos, o gráfico da Fig. 7 resume os valores de RMSe de cada método para os diferentes valores de ocupação. O MIE apresenta melhores valores para todas as situações, mas a distância entre os métodos diminui.

5. CONCLUSÕES

O efeito de empilhamento de sinais é um fator que altera e prejudica o processo de estimação dos filtros atuais presentes no TileCal. Com o aumento da luminosidade do LHC, esse efeito de *pileup* se torna cada vez mais presentes. Novos métodos então são estudados para que a tarefa de medir a energia das partículas apresente resultados melhores.

O Método Iterativo Esparsão, baseado na teoria de esparsidade dos sinais é proposto como uma solução para a estimação da amplitude, e é comparada com um método linear baseado no Mínimos Quadrados e com um método que também utiliza a teoria de esparsidade, mas aproximada.

Para ocupações menores, o método proposto conseguiu diminuir até 47,62% do valor de Erro Quadrático Médio (RMSe) e apresentou menores flutuações entre as amplitudes. Quando o método opera em ocupações maiores como 80%, o valor do RMSe ainda é o favorável, mas a sua redução comparada com os outros métodos é menor. Isso reflete na flutuação dos sinais ao longo das amostras já que existem menos elementos nulos entre os picos de energia.

Apesar dos resultados favoráveis, trata-se de um método iterativo, que necessita de várias iterações para atingir o resultado, o que pode não ser factível do ponto de vista de hardware em um sistema digital operando em tempo real. Um trabalho futuro é a obtenção de um método baseado em esparsidade não-iterativo, que se aproveita de funções não lineares e que o valor do limiar seja adaptado para cada amostra.

REFERÊNCIAS

- Damazio, D. O. (2013). Signal processing for the atlas liquid argon calorimeter: Studies and implementation. In *2013 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (2013 NSS/MIC)*, pages 1–4. IEEE.
- Duarte, J., Andrade Filho, L., and Seixas, J. (2017). Representação esparsa aplicada à estimação online de energia para um calorímetro submetido a uma alta taxa de eventos. *XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais*, (São Pedro-SP).
- Elad, M. (2010). *Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing*. Springer New York.
- Gonçalves, G. I. (2022). Energy reconstruction techniques in tilecal under high pile-up conditions. In *Communications in Computer and Information Science*, pages 140–151.
- Gonçalves, G. I. et al. (2023). Modelos lineares assistidos por redes neurais para estimação online da energia do calorímetro de telhas do atlas. In Simas, E., Ferreira, D. D., and Oliveira, L. R., editors, *Anais do XVI Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional (CBIC'2023)*, pages 1–8, Salvador, BA. SBIC.
- Hristova, I. and the ATLAS Collaboration (2018). Future plans of the atlas collaboration for the hl-lhc. *Few-Body Systems*, 59(6):137.
- Solans Sanchez, C. (2013). Status of the atlas calorimeters: their performances after two years of lhc operation and plans for future upgrades. In *Proceedings of 36th International Conference on High Energy Physics*, PoS(ICHEP2012), page 496, Trieste, Italy. Sissa Medialab.
- The ATLAS Collaboration (2008). The ATLAS experiment at the CERN large hadron collider. *Journal of Instrumentation*, 3(08):S08003.

ITERATION METHOD USING SPARSITY THEORY FOR ENERGY ESTIMATION IN A CALORIMETER OPERATING IN A HIGH EVENTS RATE

Abstract. *The Large Hadron Collider (LHC) is the world's largest and most energetic particle accelerator. It has the ATLAS experiment, which aims to study proton-proton collisions, with a focus on the hadronic calorimeter (TileCal). The LHC will be submitted to an upgrade process, where it will operate at high luminosities, losing performance of conventional energy estimation techniques in a new scenario with signal pile-up. This work uses the theory of sparsity in signal processing, proposing an iterative method for amplitude estimation. The method is compared with the Least Squares (LS) approach for deconvolution and with another method using sparse signals, but in an approximate approach. Simulated signals are used to verify various occupancies in the TileCal cells, where the Root Mean Square Error (RMSe) reduces when using the proposed method for all occupancies, decreasing up to 47.62% compared to LS.*

Keywords: Deconvolution, Calorimetry, Sparsity, Iteration Process