

# Representação Esparsa Aplicada à Estimação Online de Energia para um Calorímetro Submetido a uma Alta Taxa de Eventos.

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte, Luciano Manhães de Andrade Filho, José Manoel de Seixas

**Resumo**— Este trabalho apresenta um estudo sobre técnicas de equalização de canal, aplicadas à reconstrução online de energia nos calorímetros do ATLAS (A Toroidal LHC Apparatus). O ambiente de alta taxa de eventos, previsto para ocorrer nos próximos anos no colisionador de partículas LHC (Large Hadron Collider), aumenta a probabilidade de ocorrência de colisões adjacentes, produzindo o efeito de empilhamento de sinais. O algoritmo atualmente utilizado para a reconstrução não é robusto a este efeito. Técnicas de deconvolução já foram propostas em outros trabalhos e métodos baseados em filtros FIR (Finite Impulse Response) obtiveram resultados superiores a técnica atual. Este trabalho propõe o uso de uma técnica, que se baseia em representações esparsas, onde resultados apontam melhora na estimação em relação a aplicação de filtros FIR.

**Palavras-Chave**— Deconvolução, Processamento online, Calorimetria, Esparsidade.

**Abstract**— This work presents a study about channel equalization techniques, applied to the online energy reconstruction in ATLAS (A Toroidal LHC Apparatus) calorimeters. The high event rate environment, predicted to occur in the next few years on the LHC (Large Hadron Collider) particle collider, increases the likelihood of adjacent collisions occurring, producing the signal stacking effect. The algorithm currently used for the reconstruction is not robust to this effect. Deconvolution techniques have already been proposed in other works and methods based on FIR (Finite Impulse Response) filters obtained higher results than the current technique. This paper proposes the use of a technique, which is based on sparse representations, where results indicate improvement in the estimation regarding the use of FIR filters.

**Keywords**— Deconvolution, Online Processing, Calorimetry, Sparsity.

## I. INTRODUÇÃO

Experimentos de física de altas energias, em geral, objetivam o entendimento da estrutura da matéria [1]. Tais experimentos, resumem-se em acelerar feixes de partículas em sentidos opostos para que possam colidir em pontos específicos (dentro de detectores), que possuem sistemas nos quais realizam medidas das propriedades das partículas subprodutos de uma colisão. De modo, que a partir da associação com modelos físicos, permitem viabilizar o reconhecimento de determinadas partículas e assim realizar a validação da teoria.

Neste ambiente, uma importante propriedade mensurada é a energia das partículas, que é obtida por meio dos

calorímetros [2]. Normalmente, os calorímetros, são segmentados em milhares de células, onde cada célula corresponde a um canal de leitura. Em uma colisão, cada canal pode receber, ou não, informações de interesse, num período da ordem dos nano segundos. Portanto, devido ao elevado número de canais e requisitos de tempo, existe a demanda de um complexo sistema de processamento, para avaliar um determinado evento físico. Este sistema, pode ser subdividido em duas partes: *i* o processamento *online*, que realiza a seleção de informações em tempo real, na medida em que ocorrem as colisões, dentro de uma latência; *ii* e o processamento *offline*, que consiste na análise dos dados armazenados em uma colisão [3].

Considerando este cenário, o LHC (Large Hadron Collider) é atualmente o maior e mais poderoso acelerador de partículas do mundo [4]. Existem quatro principais experimentos em sua circunferência, o ALICE, o LHCb, CMS e o ATLAS [5].

O ATLAS, possui um sistema de calorimetria, que é constituído por dois calorímetros, o hadrônico e o eletromagnético [2] [6]. Ambos os calorímetros são segmentados em células distribuídas no entorno do ponto de colisão. Quando uma célula é sensibilizada a energia depositada é convertida em sinal elétrico e este é condicionado por um circuito de *shape* analógico, por fim o sinal é digitalizado por conversores analógicos digitais (AD's). A partir deste momento, uma tarefa importante é identificar os sinais de interesse, que podem estar mascarados por ruídos [7]. Sob essas condições, a melhor forma de lidar com estes ruídos é utilizando a técnica do filtro casado [6].

O LHC passa por um processo de atualização que visa aumentar a quantidade de interações entre partículas, visando aumentar a probabilidade de observação de eventos cada vez mais raros [7]. Este cenário influencia diretamente o LHC e seus detectores [8]. Nos calorímetros do ATLAS, o aumento na taxa de eventos, intervirá principalmente, na sobreposição entre sinais provenientes de eventos subsequentes, distorcendo o sinal recebido. Devido a este empilhamento de sinais (*pileup*), a técnica do filtro casado começa a perder eficácia, pois o formato do sinal a cada colisão passa a não ser bem definido.

Propostas recentes modelam toda a cadeia eletrônica do calorímetro como um canal de comunicação. Assim, a estimação da energia é tida como o resultado da equalização (ou deconvolução) deste canal [3]. Nesta linha, em [9] são propostas técnicas de deconvolução de simples implementação, que são baseadas no uso de filtros FIR (Finite Impulse Response). Estas técnicas produzem uma melhor estimação em relação ao filtro casado em condições, onde a taxa de

João Paulo B. da S. Duarte<sup>†</sup>, Luciano M. de Andrade Filho<sup>‡</sup>, José M. de Seixas<sup>‡</sup>, Universidade Federal de Juiz de Fora<sup>†</sup>, Juiz de Fora-MG, Brasil, Universidade Federal do Rio de Janeiro<sup>‡</sup>, Rio de Janeiro-RJ, Brasil, E-mails: joao.duarte@engenharia.ufjf.br, luciano.ma.filho@gmail.com e seixas@lps.ufrj.br. Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq, CAPES, FAPEMIG e FAPERJ.

evento, seja mais alta. Nesta abordagem, se obtém um filtro FIR a partir da aproximação de um filtro IIR (*Infinite Impulse Response*), que é obtido através da resposta impulsiva do sistema inverso ao calorímetro. Apesar de possuir um desempenho melhor do que o filtro casado em um cenário de alta ocupância, outros ruídos existentes em uma aplicação real não são modelados pelo filtro FIR, tais como os aditivos de fundo e os de desvio de fase.

Algumas técnicas baseadas na representação esparsa são também eficientes na remoção de ruído [10], portanto mais adequadas à estimação de energia em sinais de calorimetria. As técnicas baseadas na teoria de esparsidade buscam, em geral, encontrar representações mais esparsas possíveis de um sinal [11]. Considerando o modelo convolucional, a aproximação de uma representação mais esparsa do sinal proveniente do calorímetro é proporcional à estimação da energia. Este trabalho propõe o uso de uma técnica moderna baseada na família dos *Iterative-Shrinkage Algorithms*. A partir desta abordagem, foi verificado, no equacionamento da representação esparsa, que uma parte converge para os pesos do filtro FIR obtido pela aproximação ao sistema inverso e uma segunda parte, tende ao uso de uma função não linear chamada de Shrinkage, refletindo na esparsidade da solução.

Este artigo está estruturado em cinco seções: a próxima seção traz informações sobre o funcionamento do sistema de calorimetria, que é o ambiente de aplicação deste trabalho; na seção III, são apresentadas a técnica de deconvolução recentemente proposta em [9] e a técnica baseada na teoria de esparsidade proposta neste trabalho; a seção IV traz os resultados obtidos em cada técnica e uma determinação experimental dos limiares da técnica esparsa; na seção V são realizadas algumas considerações finais.

## II. O SISTEMA DE CALORIMETRIA DO ATLAS

O experimento ATLAS possui um sistema de calorimetria que é composto por dois calorímetros: o eletromagnético, que é mais interno e mais segmentado, possuindo cerca de 200.000 células [12] e o calorímetro hadrônico, que é mais externo e possui cerca de 10.000 canais de leitura [13]. As interações nos sub-detecores do ATLAS geram um enorme fluxo de dados [14]. Para processar estes dados, o ATLAS utiliza um avançado sistema de filtragem *online* (*trigger*), que é constituído de duas partes: o nível 1 (LV1) que observa toda a granularidade das células fazendo processamento de informação à 40 MHz e o HLT (*High Level Trigger*), que recebe informações de regiões de interesse e estimações realizadas no primeiro nível, sendo o responsável por, após o seu processamento, armazenar informações relevantes de um colisão.

No processamento, que é realizado no LV1, o sinal proveniente dos calorímetros passa por um circuito analógico, onde cada calorímetro possui o seu sinal condicionado em um formato específico e, tipicamente, assumem o formato similar as respostas impulsivas exibidas nas Fig. 1(a) e 1(b). Posteriormente, o sinal é digitalizado, e passa por um pré-processamento, que é o foco deste trabalho, onde a estimação da energia depositada em uma célula deve ser dada e outros

algoritmos que utilizam esta informação irão continuar o processamento mantendo apenas as informações de interesse.

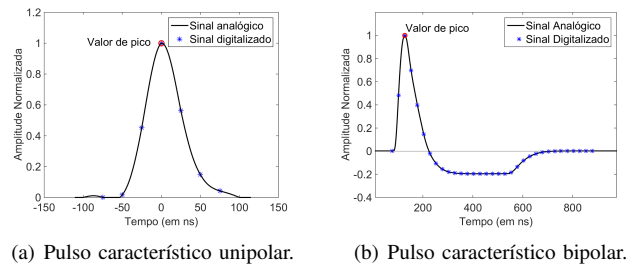


Fig. 1. Pulsos característicos dos canais.

Considerando-se o pulso unipolar similar ao do calorímetro hadrônico (Tilecal), a sua duração é de, aproximadamente, 150 ns, ao passo que a período de colisão do LHC é de 25 ns. Assim, pode-se observar que a resposta do calorímetro é mais lenta do que a período de colisão do LHC e, consequentemente, poderá ocorrer a sobreposição entre amostras de eventos subsequentes (efeito de empilhamento de sinais). Na Fig. 2, exemplifica-se tal empilhamento para um sinal genérico unipolar. Neste caso, ocorreu uma colisão que gerou um sinal  $s_1$  numa determinada célula e, 50 ns depois, ou seja, 2 colisões posteriores, a mesma célula foi sensibilizada gerando  $s_2$ , e a sobreposição destes eventos assume o formato do sinal  $s_3$ .

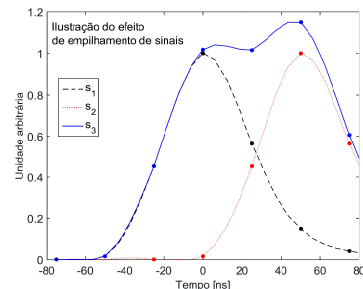


Fig. 2. Exemplo do efeito do empilhamento de sinais.

O empilhamento de sinais modifica a forma original do pulso característico do canal. Assim, o sinal resultante observado a cada colisão não é bem definido. A mudança das características do sinal compromete a eficiência da técnica atualmente empregada, uma vez que o sinal  $s[n]$  não possui mais seu formato determinístico provido pelo circuito condicionador.

Para tratar ao efeito do empilhamento de sinais, recentemente foram propostas técnicas baseada numa modelagem de deconvolução.

## III. O MODELO CONVOLUCIONAL E A TÉCNICA PROPOSTA

O sinal nos canais de leitura dos calorímetros pode ser interpretado como o resultado da convolução entre uma função delta de Dirac, representando a energia a ser estimada  $x[n]$  proveniente de uma determinada colisão, com o pulso característico do canal  $s[n]$  (que provém do circuito conformador de cada calorímetro). Esta concepção pode ser vista na Fig. 3,

sendo  $w[n]$  um ruído gaussiano branco aditivo proveniente da cadeia de leitura eletrônica e  $r[n]$  o sinal resultante de um dos canais do calorímetro [9]. Com base neste modelo do calorímetro, técnicas que realizam o processo inverso, com o intuito de estimar a energia  $x[n]$  em cada colisão, podem ser propostas.

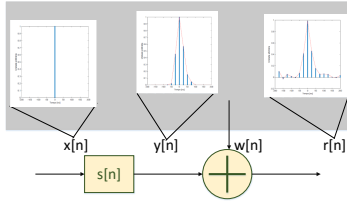


Fig. 3. Modelagem do calorímetro como sistema linear [9].

#### A. Abordagem por aproximação do filtro IIR

Este método consiste em obter um filtro a partir do conhecimento prévio da resposta impulsiva do canal  $s[n]$ , que ao se aplicar a transformada  $Z$ , leva a  $S(z)$ . Um sistema inverso  $G_0(z)$ , conforme é, então, proposto:

$$G_0(z) = \frac{1}{S(z)} \quad (1)$$

Neste caso,  $G_0(z)$  pode ser classificado como um filtro IIR. Entretanto, a proposta é obter uma aproximação deste sistema por meio de um filtro FIR.

Através do mapa de pólos e zeros de  $G_0(z)$ , dependendo do pulso, o sistema inverso resultante, ao se considerar o sistema causal, pode não levar a um filtro realizável, pois é possível que este sistema possua pólos externos ao círculo unitário.

Para tratar esta situação, de forma genérica, o sistema inverso  $G_0(z)$  é subdividido no domínio  $z$  em dois sistemas  $G_{01}(z)$  e  $G_{02}(z)$ , tal que  $G_{01}(z)$  contenha apenas os pólos internos de  $G_0(z)$  e  $G_{02}(z)$  contendo apenas os pólos externos, e seja válida a equação 2:

$$G_0(z) = G_{01}(z)G_{02}(z) \quad (2)$$

Assim,  $G_{02}(z)$  é tratado com o intuito de se obter um filtro estável e causal cuja resposta ao impulso seja uma aproximação de  $g_{02}[n]$ .

Primeiramente, a sua região de convergência é invertida, resultando em um sistema não causal  $G'_{02}(z)$ . Com este recurso, a sua região de convergência passa a incluir o círculo unitário e, portanto, este sistema é estável e não causal. Por se tratar de um filtro IIR,  $G'_{02}(z)$  apresenta resposta ao impulso infinita e deve ser truncada, gerando um filtro FIR de resposta aproximada. Ao se permitir um atraso, pode ser obtida uma aproximação de  $G_{02}(z)$  que leva a um sistema  $G''_{02}(z)$  causal e estável.

O sistema formado pelos pólos internos ao círculo unitário  $G_{01}(z)$  é tratado de forma semelhante. Todavia, neste caso, como o sistema já é estável e causal, é necessário apenas realizar o procedimento de truncagem na resposta ao impulso, resultando em um filtro FIR  $g_{01}[n]$  realizável. Por fim, o filtro FIR  $f[n]$ , que realiza a deconvolução aproximada, é obtido

a partir da convolução entre a resposta ao impulso truncada  $g_{01}[n]$  com  $g''_{02}[n]$ . Este filtro FIR obtido, portanto, é uma aproximação do sistema inverso  $G_0(z)$ .

O método descrito nesta seção, em um ambiente apenas com ruído de empilhamento de sinais, realiza a deconvolução quase perfeita (se a ordem fosse infinita seria perfeita), recuperando a energia. Entretanto, em um ambiente real, podem ocorrer erros de sincronismo na digitalização, devido aos diferentes tempos de vôo (*time of flight*) das partículas [15], provocando um desvio de fase no momento da aquisição do sinal e ainda um ruído de fundo aditivo proveniente da eletrônica. Estes fatores não são levados em consideração nesta técnica. A teoria de esparsidade traz uma abordagem mais genérica, nela a busca é pela representação mais esparsa possível do sinal, portanto espera-se deste método um tratamento melhor para esta questão.

#### B. Técnica proposta: abordagem por esparsidade

Pelo modelo convolucional do calorímetro, podemos reescrever a convolução conforme a Equação 3 na forma matricial:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \quad (3)$$

onde  $\mathbf{A}$  é uma matriz de convolução, baseada na resposta ao impulso do calorímetro com  $n$  linhas por  $m$  colunas sendo  $n > m$ , onde suas  $m$  colunas são compostas por pulsos de referência do calorímetro deslocados,  $\mathbf{x}$  é um vetor contendo a amplitude dos sinais empilhados com  $m$  linhas e  $\mathbf{b}$  um vetor contendo  $n$  linhas representando o sinal proveniente do calorímetro.

O sistema  $\mathbf{b} = \mathbf{Ax}$  é um sistema linear indeterminado e possuirá infinitas soluções. A representação desejada (mais esparsa) é aquela que apresentar o menor número de coeficientes não nulos em  $\mathbf{x}$ .

A solução mais esparsa de um sistema linear indeterminado pode ser transformada em um problema de otimização baseado na minimização de uma função custo [11]. Na literatura, uma forma muito difundida para obtenção da esparsidade é utilizar a norma  $l_1$  como função custo. Assim, a solução deste problema se dá conforme a Equação 4, onde a constante  $\epsilon$  é uma restrição imposta para que a solução não divirja do modelo esperado.

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1 \text{ sujeito a } \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\|_2^2 \leq \epsilon \quad (4)$$

$\|\mathbf{x}\|_1$  representa a norma  $l_1$  do vetor  $\mathbf{x}$ , que é dado pelo somatório dos valores absolutos dos coeficientes do vetor  $\mathbf{x}$ . Por meio da escolha de um multiplicador de Lagrange  $\lambda$  apropriado, este problema pode ser transformado num problema de otimização sem restrições de acordo com a função custo dada pela Equação 5.

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

em que  $\lambda$  é um multiplicador de Lagrange função de  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{b}$  e  $\epsilon$ . Na Equação 5, o seu primeiro termo, com a presença da norma  $l_1$ , representa a busca pela esparsidade, enquanto o segundo, com a norma  $l_2$  preserva a integridade do modelo. O multiplicador de Lagrange tem o papel de pesar a Equação 5

com o intuito da ponderação entre as duas normas e pode ser obtido experimentalmente.

Existem variadas formas de minimizar a Equação 5, uma técnica simples, mas muito eficiente em aplicações de remoção de ruído, é a técnica de limiarização ou Shrinkage proposta por [10]. Para isso, primeiramente esta técnica desacopla a matriz  $\mathbf{A}$  do vetor  $\mathbf{x}$  na norma  $l_2$  da Equação 5, de modo que a função custo  $J(\mathbf{x})$  possa ser desacoplada em  $m$  funções custo independentes, uma para cada componente do vetor  $\mathbf{x}$ .

Admitindo que  $\mathbf{A}$  possua inversa  $\mathbf{C} = \mathbf{A}^{-1}$ , chega-se a Equação 6:

$$J(\mathbf{x}) = \lambda \|\mathbf{x}\|_1 + \frac{1}{2} \|\mathbf{A}(\mathbf{C}\mathbf{b} - \mathbf{x})\|_2^2 \quad (6)$$

Substituindo  $\mathbf{C}\mathbf{b}$  por um vetor de constantes  $\mathbf{x}_0$ , obtemos a Equação 7 :

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

onde a matriz  $\mathbf{A}$  em evidência foi removida, pois não influencia mais no processo de minimização. Apesar da presença do módulo na Equação 7, só serão aceitas componentes não negativas de  $\mathbf{x}$ , pois não são esperados sinais com amplitudes negativas em calorimetria. Assim, o módulo pode ser removido da Equação 7. Derivando esta equação em relação a  $\mathbf{x}$  e igualando à zero, obtém-se a Equação 8:

$$0 = (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \lambda \mathbf{1} \quad (8)$$

Portanto, o vetor  $\mathbf{x}$  que minimiza a função custo é:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_0 - \lambda \mathbf{1} \quad (9)$$

Sabendo-se que  $\mathbf{c}_k$  é a  $k$ -ésima linha da matriz  $\mathbf{C}$ , as componentes individuais de  $\mathbf{x}$  podem ser descritas como na Equação 10:

$$x[k] = \mathbf{c}_k \mathbf{b} - \lambda \quad (10)$$

Como  $\mathbf{b}$  é um vetor com componentes do sinal de entrada,  $\mathbf{c}_k$  pode ser visto como um filtro FIR que realiza a deconvolução da  $k$ -ésima componente. Porém, esta equação mostra que além do filtro de deconvolução, para se obter o valor desejado é necessário ainda subtrair a saída do filtro pela constante  $\lambda$ . Além disso, pela restrição imposta em calorimetria de não existir valores negativos para  $x[k]$ , a resposta deve ser anulada se  $\lambda$  for maior do que  $\mathbf{c}_k \mathbf{b}$ . Portanto a Equação pode ser traduzida por uma função não linear descrita na Fig. 4.

No entanto, por  $\mathbf{A}$  ser uma matriz de convolução a mesma não é quadrada, portanto não inversível. Dessa forma, propõe-se uma aproximação pela pseudo inversa de  $\mathbf{A}$ .

$$\mathbf{C} \approx \mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}\mathbf{A} \quad (11)$$

É importante destacar que, como a diferença entre o número de linhas e colunas é fixa numa matriz de deconvolução, quanto maior a ordem do vetor de entrada  $\mathbf{b}$ , melhor é a aproximação de  $\mathbf{C}$  pela pseudo inversa de  $\mathbf{A}$ . Como consequência, o filtro  $\mathbf{c}_k$  deve ter uma alta ordem para realizar a deconvolução corretamente.

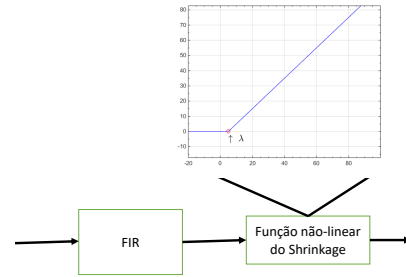


Fig. 4. Resumo do sistema proposto.

#### IV. RESULTADOS

A técnica proposta foi simulada e comparada com a técnica baseada em filtro FIR projetado a partir da aproximação do sistema inverso. Utilizando dados de simulação que, neste caso, simulam sinais com características de empilhamento de sinais similares aos que podem ser encontradas em Monte Carlo para um pulso unipolar e bipolar, típicos de um calorímetro. Na simulação [15], além da inclusão de um ruído gaussiano com SNR (relação sinal ruído) de -12,73 dB, variou-se o desvio de fase em  $\pm 5$  ns (representando erros de sincronismo na digitalização) e a ocupância (relacionada a taxa de eventos), que é a porcentagem da relação entre o número de amostras do sinal em que houve a deposição de energia e o número de amostras total em uma janela de sinal.

As primeiras análises realizadas foram no sentido da obtenção experimental dos melhores parâmetros  $\lambda$  para cada tipo de pulso. Como é visto na Fig. 5, para o pulso unipolar, existe um  $\lambda$  que proporciona um menor erro.

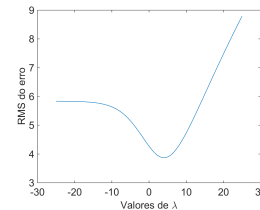


Fig. 5. Variação do RMS do erro para cada  $\lambda$  para uma ocupância de 30%.

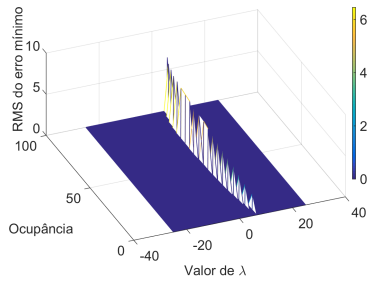
Deste modo, as Fig. 6(a) e 6(b) trazem gráficos referentes a uma varredura em diferentes ocupâncias obtendo os valores de erro mínimo de  $\lambda$ , para os respectivos pulsos.

Pelos gráficos, verifica-se que para pulsos unipolares, o  $\lambda$  encontra-se em uma faixa de valores entre 2 e 5, enquanto para pulsos bipolares em uma faixa entre -12 e 6,8. Após a verificação da variação dos valores de  $\lambda$ , o ajuste deste parâmetro se deu pelos  $\lambda$  que proporcionaram os menores erros.

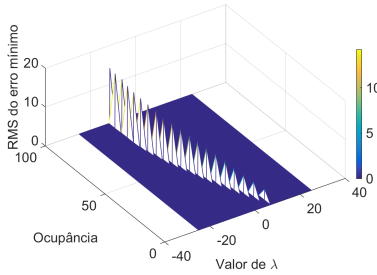
Um fato interessante, como pode ser observado nas Fig. 7(a) e 7(b), é que o filtro FIR implícito na Equação 9 converge para os pesos de  $f[n]$ , para ambos os tipos de pulso.

Na sequência foi realizada a comparação entre as técnicas com relação ao desempenho em variadas ocupâncias, como é exibido nas Fig. 8(a) e 8(b).

Ao comparar as duas técnicas, em geral, utiliza-se a informação especializada de que não é possível a conversão

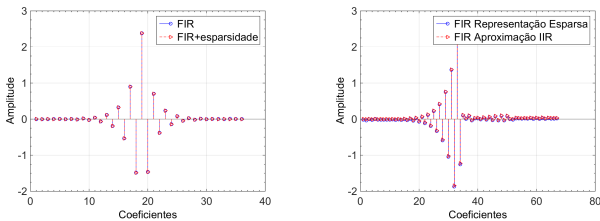


(a) Pulso característico unipolar.



(b) Pulso característico bipolar.

Fig. 6. RMS do erro mínimo em função da variação do  $\lambda$  e da ocupância .



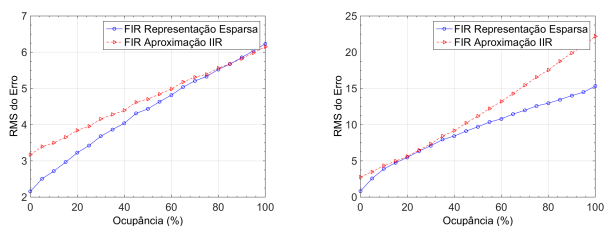
(a) Para o pulso unipolar.

(b) Para o pulso bipolar.

Fig. 7. Comparação entre os pesos do filtro FIR obtido em cada técnica.

negativa da energia. Tal informação é usada para melhorar a eficiência da estimação final e foi utilizada nas comparações das Fig. 8(a) e 8(b). Ou seja, o que equivale a utilização de uma função não-linear com  $\lambda$  igual a zero. A principal contribuição da técnica proposta é demonstrar que a função Shrinkage é a mais apropriada e não um simples limiar (*threshold*).

Assim, constata-se que a teoria baseada na esparsidade realiza uma redução de ruído que está ligada à aplicação de uma não linearidade após a filtragem do sinal. Além disso, a implementação da não linearidade é simples, acarretando em outra vantagem desta técnica para uso *online*.



(a) Para o pulso unipolar.

(b) Para o pulso bipolar.

Fig. 8. Comparação entre as técnicas.

## V. CONCLUSÕES

Em um ambiente de alta taxa de eventos, como os que futuramente serão encontrados no LHC, o efeito de empilhamento de sinais, poderá causar erros no processo de estimação da energia nos calorímetros do ATLAS. Assim, através deste trabalho foi possível mostrar que a técnica proposta, baseada na teoria de esparsidade, tem um desempenho superior a técnica de deconvolução baseada em filtros FIR, que se aproximam do sistema inverso. Como se pode comprovar, a causa deste desempenho considerável, está no fato da técnica proposta buscar a representação mais esparsa do sinal, onde leva-se em consideração, além do empilhamento de sinais, outras formas de ruído.

Para trabalhos futuros, o objetivo é trabalhar a aplicação de outras técnicas baseadas na esparsidade, tendo em vista a obtenção de desempenhos que se mostrem cada vez mais eficientes.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a FAPEMIG, FAPERJ, CAPES e CNPq (Brasil) pelo apoio financeiro e ao CERN (Suíça) e UE (Bélgica) pelas contribuições para o desenvolvimento deste trabalho.

## REFERÊNCIAS

- [1] Donald H. Perkins. *Introduction to high energy physics*, volume 2. Addison-Wesley Reading, Massachusetts, 1987.
- [2] Lyndon Evans and Philip Bryant. LHC machine. *Journal of Instrumentation*, 3(08):S08001, 2008.
- [3] L. M. de Andrade Filho, B. S. Peralva, J. M. de Seixas, and A. S. Cerqueira. Calorimeter response deconvolution for energy estimation in high-luminosity conditions. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 62(6):3265–3273, Dec 2015.
- [4] Carlos Antonio Solans Sanchez. *Implementation of the ROD Crate DAQ Software for the ATLAS Tile Calorimeter and a Search for a MSSM Higgs Boson Decaying into Tau Pairs*. PhD thesis, Universitat de València - CSIC, 2010.
- [5] TM Taylor. The magnets for the lhc experiments. *Applied Superconductivity, IEEE Transactions on*, 10(1):342–346, 2000.
- [6] Bernardo Sotto-Maior Peralva. Detecção de sinais e estimação de energia para calorimetria de altas energias. Master's thesis, PPEE UFJF, 2012.
- [7] Luciano M. Andrade Filho. *Detecção e Reconstrução de Raios Cósmicos usando Calorimetria de Altas Energias*. PhD thesis, COPPE UFRJ, 2009.
- [8] H. Xu. Development of the trigger readout system for the phase-i upgrade of the atlas liquid argon calorimeters. In *2015 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*, pages 1–3, Oct 2015.
- [9] J. P. B. S. Duarte et al. Técnicas de deconvolução aplicadas à estimação de energia *online* em calorimetria de altas energias em condições de alta taxa de eventos. *Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática*, pages 1–6, 2016.
- [10] David L Donoho. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(3):613–627, 1995.
- [11] Michael Elad. *Sparse and redundant representations: from theory to applications in signal and image processing*. Springer, 2010.
- [12] F. Henry-Couannier. The atlas liquid argon calorimeters read out driver (rod) system. In *2000 IEEE Nuclear Science Symposium. Conference Record (Cat. No.00CH37149)*, volume 2, pages 12/107–12/110 vol.2, 2000.
- [13] A. Henriques. The atlas tile calorimeter. In *Advancements in Nuclear Instrumentation Measurement Methods and their Applications (ANIMMA), 2015 4th International Conference on*, pages 1–7. IEEE, 2015.
- [14] Collaboration CERN. ATLAS, Acessado em Abril de 2015.
- [15] J. Chapman. ATLAS simulation computing performance and pile-up simulation in ATLAS. *LPCC*, 2011.