

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

IMPLEMENTAÇÃO EM FPGA DE UM MÉTODO ITERATIVO DE DECONVULUÇÃO PARA OPERAR NO SISTEMA DE TRIGGER DO EXPERIMENTO ATLAS

Melissa Santos Aguiar¹ - melissa.aguiar@engenharia.ufjf.br

Mariana de Oliveira Resende¹ - mariana.resende@engenharia.ufjf.br

Tiago Teixeira¹ - tiago.teixeira@engenharia.ufjf.br

Luciano Manhães de Andrade Filho¹ - luciano.andrade@engenharia.ufjf.br

José Manoel de Seixas² - seixas@lps.ufrj.br

¹Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia Elétrica - Juiz de Fora, MG, Brasil

²Universidade Federal do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia Elétrica - Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Abstract. *Aceleradores de partículas, como o LHC, em Genebra, na Suíça, colidem partículas subatômicas cujos subprodutos (partículas fundamentais da natureza) são analisados por detectores ao redor do ponto de colisão. O LHC vem passando por um processo de atualização, em que parâmetros como a energia das colisões e a quantidade de partículas por bunch são aumentados, impactando diretamente nos sistemas de instrumentação dos detectores, como, por exemplo, o Experimento ATLAS presente neste acelerador. Este aumento na probabilidade de ocorrência de colisões adjacentes produz um efeito conhecido como pile-up (empilhamento de sinais) na eletrônica de leitura dos sub-detectores do ATLAS. Para lidar com este novo desafio, métodos iterativos de deconvolução de sinais, baseados em Representação Esparsa de Dados, como o SSF, vêm sendo propostos, apresentando resultados satisfatórios. No entanto, tais métodos apresentam um alto custo computacional, de modo que o principal desafio atual é o desenvolvimento de algoritmos capazes de operar de forma online. Este trabalho apresenta um aprimoramento proposto ao SSF, permitindo reduzir a quantidade de iterações deste algoritmo em uma ordem de grandeza, facilitando, assim, a sua implementação online.*

Keywords: *Deconvolução de Sinais, Representação Esparsa, Separable Surrogate Functionals, Processamento Embarcado, FPGA*

1. INTRODUÇÃO

O LHC (*Large Hadron Collider*) é o maior e mais potente acelerador de partículas existente atualmente (Aad, 2012). Seu principal objetivo é a exploração de questões fundamentais sobre a composição do átomo e as partículas básicas que constituem a matéria (Aad, 2008). Seu processo consiste na colisão dos feixes de partículas a uma taxa de 40 MHz no ponto de interesse dos seus detectores, que são responsáveis pela observação e identificação destas partículas.

Para aumentar a probabilidade de analisar fenômenos físicos cada vez mais raros, o LHC almeja aumentar a energia das colisões e também o número de partículas por colisão (Pralavorio, 2017). A aquisição dos dados resultantes das colisões no LHC é realizada pelos seus quatro principais detectores: ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*) (Evans & Bryant, 2008), CMS (*Compact Muon Solenoid*) (Aggleton, 2017), ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*) (Ronchetti et al., 2012) e LHCb (Bourgeois et al., 2018). O ATLAS é um dos principais experimentos do LHC. Ele é constituído por sub-sistemas, que são organizados em camadas sobrepostas ao longo do túnel de feixe (Fig.1). Este detector é composto por sub-detectores dispostos em camadas, sendo cada sub-detector responsável por medir propriedades específicas das partículas geradas pelas colisões. Dentre estes sub-detectores, os calorímetros são responsáveis por absorver e medir a energia das partículas que interagem com seu material (Wigmans, 2018).

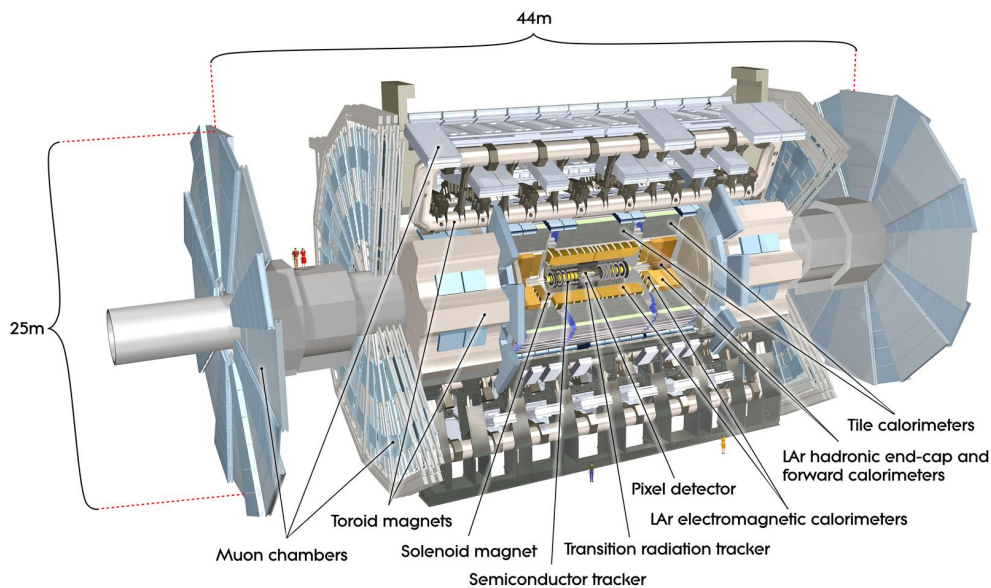


Figure 1- O detector ATLAS e seus sub-sistemas (Pequenao, 2008)

O sistema de calorimetria do ATLAS é constituído pelo Calorímetro de Argônio Líquido *LAr* (*Liquid Argon*) (Aleksa et al., 2013) e pelo Calorímetro Hadrônico *TileCal* (*Tile Calorimeter*) (Carrio et al., 2013). O *TileCal* é o foco deste trabalho, mais especificamente, no que diz respeito à reconstrução online da energia das partículas que interagem em suas células. Para reconstrução online, a solução deve ser implementada em *hardware*, devido a alta taxa de eventos. Para tal, o sinal elétrico proveniente das células dos calorímetros (cerca de 10.000 células no *TileCal*) é digitalizado e sincronizado com as colisões no LHC (Abbott et al., 2015).

Quando uma partícula atravessa uma célula do *TileCal*, um pulso conformado com 150 ns de duração é gerado na sua eletrônica de leitura (Solodkov, 2017), enquanto a taxa de colisão do LHC dura 25 ns. Esta diferença nos tempos de resposta do calorímetro em relação à taxa de colisão do LHC faz com que possa ocorrer a sobreposição de sinais de eventos subsequentes. Este efeito de empilhamento de sinais é conhecido como *pile-up* e o problema será intensificado devido ao processo de atualização do LHC que visa aumentar a quantidade de interações entre as partículas, uma vez que o algoritmo atualmente em uso no processo de reconstrução de energia é baseado em um filtro casado (Nakahama, 2015), o qual não é muito eficiente na detecção de sinais com efeito de *pile-up*, pois o empilhamento modifica o formato do pulso característico.

Para resolver este problema, foram propostos métodos baseados na deconvolução do sinal do calorímetro (Barbosa, 2012), (Peralva, 2012). Visando implementação online, em FPGA (Meyer, 2007), estruturas de filtros FIR (*Finite Impulse Response*) (Mitra, 2001), com o objetivo de realizar uma equalização da resposta do calorímetro, vêm apresentando bons resultados e baixo custo computacional (Duarte et al., 2016), (Duarte et al., 2017). Tais métodos usam a minimização do erro médio quadrático (*Root Mean Square* - RMS) entre os dados e o modelo para determinar os coeficientes do filtro (Kay, 1993). Métodos mais sofisticados, baseados em um modelo matricial de sobreposição de sinais, usam algoritmos iterativos de modo a determinar a amplitude dos diversos sinais empilhados dentro de uma janela de aquisição, seguindo um critério pela busca da esparsidade dos dados reconstruídos (Teixeira et al., 2018).

A abordagem por métodos iterativos apresenta desempenho superior ao método baseado em filtro FIR, no que diz respeito à acurácia da reconstrução da informação (Duarte, 2015). Porém, seu custo computacional é bem maior do que deste último, representando um desafio na proposição de algoritmos a serem implementados em ambiente embarcado. Teorias de Representação Esparsa (RE) de dados buscam soluções mais eficientes (Elad, 2010), em termos de implementação. O método SSF (*Separable Surrogate Functionals*) (Daubechies et al., 2004) implementa uma forma iterativa na busca pela RE que utiliza apenas operações de soma e produto, podendo, com isso, ser implementado de forma eficiente em FPGAs modernas.

Neste contexto, trabalhos recentes atestam a possibilidade de implementação em FPGA do método SSF para a reconstrução de energia online no *TileCal*. Uma implementação direta em hardware, mostra que o sistema é capaz de operar na mesma frequência de *clock* da taxa de aquisição de dados do *TileCal* (Teixeira, 2019). No entanto, tal método usa uma grande quantidade de lógica, não sendo possível implementar muitos canais em paralelo em FPGAs de baixo e médio porte. Outra técnica, com processadores desenvolvidos especificamente para esta função, diminui consideravelmente a quantidade de lógica (Aguiar et al., 2019). Porém, o processador deve operar a uma frequência de *clock* muito alta, exigindo FPGAs de alta performance.

Estas duas técnicas propostas apresentam um obstáculo em comum: a necessidade de um grande número de iterações para a convergência do algoritmo. Este trabalho propõe um pré-processamento que diminui consideravelmente a quantidade de iterações necessárias. Este pré-processamento inicializa o vetor de solução do método SSF mais próximo ao mínimo global.

Na seção 2 será descrito o embasamento matemático da técnica de estimação de energia estudada. Na seção 3 serão apresentados métodos que propõem a implementação do algoritmo iterativo para realizar a reconstrução online de energia. Na seção 4 será apresentada uma forma alternativa para a inicialização do método SSF, com objetivo de tornar a convergência mais rápida ao diminuir o número de iterações necessárias do algoritmo. Na seção 5 os resultados obtidos serão discutidos e, finalmente, na seção 6, a conclusão deste trabalho será apresentada.

2. DECONVOLUÇÃO ITERATIVA POR REPRESENTAÇÃO ESPARSA DE DADOS

Baseado no modelo proposto em (Peralva, 2012), dado um pulso de referência normalizado (amplitude unitária) do calorímetro, representado pelo vetor \mathbf{h} e uma sequência \mathbf{x} que representa os valores de energia por *bunch* a serem reconstruídos, a convolução entre estes dois sinais é o sinal de leitura \mathbf{r} amostrado na eletrônica de *front-end* cujo *clock* é síncrono com a taxa de colisão do acelerador. Para métodos janelados, como o de deconvolução iterativa proposto neste trabalho, uma formulação matricial para o processo de convolução é mais conveniente:

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (1)$$

onde \mathbf{H} é a matriz de convolução, cujas colunas contêm versões deslocadas do sinal de referência normalizado \mathbf{h} .

O procedimento de deconvolução consiste em reconstruir a sequência \mathbf{x} quando \mathbf{r} e \mathbf{H} são conhecidos, o que é o caso no problema em questão. Como o tamanho do vetor \mathbf{r} é maior do que o do vetor \mathbf{x} , existem infinitas soluções para este sistema de equações. Em (Barbosa, 2012) é mostrado que, para deconvolução de sinais impulsivos, a representação mais esparsa de \mathbf{x} é a melhor escolha.

A solução RE da Eq. 1 é obtida, resolvendo o Problema P_l , para $0 \leq l \leq 1$ (Elad, 2010).

$$(P_l) : \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_l^l \text{ sujeito a } \mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (2)$$

onde a norma- l do vetor \mathbf{x} é dada por

$$\|\mathbf{x}\|_l^l = \sum_i |x_i|^l \quad (3)$$

Para $l = 1$, P_1 resulta em um problema típico de Programação Linear (PL) (Matousek & Gärtner, 2007). O uso de PL em RE, com foco em reconstrução de energia, foi proposto em (Barbosa, 2012), em que o desempenho deste método se mostrou superior a outros métodos janelados de deconvolução. Porém, o foco daquele trabalho foi em reconstrução *offline*, uma vez que PL apresenta um custo computacional muito elevado. Em (Teixeira et al., 2018) e (Teixeira, 2019), métodos modernos de RE, usando P_1 , foram analisados e uma implementação em FPGA de uma versão adaptada do método SSF mostrou-se bem sucedida.

2.1 RECONSTRUÇÃO DE ENERGIA USANDO SSF

O método SSF é baseado no problema (P_1). Uma relaxação é empregada, na restrição, para permitir um erro quadrático pequeno ϵ_0 , de modo a englobar problemas com adição de ruído.

$$(P_{1,\epsilon_0}) : \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1^1 \text{ sujeito a } |\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{x}|^2 < \epsilon_0 \quad (4)$$

O Problema (P_{1,ϵ_0}) pode ser transformado em um problema de otimização sem restrição pelo uso de um multiplicador de Lagrange λ adequado.

$$(P_{1,\lambda}) : \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1^1 + \lambda |\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{x}|^2 \quad (5)$$

onde ϵ_0 é absorvido por λ . Existem diversos algoritmos que propõem uma solução para ($P_{1,\lambda}$) por meio de métodos iterativos de Coordenadas Descendentes (CD) (Elad, 2010): dado um vetor inicial \mathbf{x}_0 , o valor ideal \mathbf{x}_{opt} pode ser inferido recursivamente em pequenos passos.

Em (Daubechies et al., 2004) é proposta a inserção de termos em ($P_{1,\lambda}$) que não alteram a posição das coordenadas \mathbf{x}_{opt} , mas que sejam capazes de dividir o problema multivariado em problemas unidimensionais separados, que podem ser resolvidos por partes. A equação resultante é denominada uma função substituta e o respectivo método é o *Separable Surrogate Functionals* (SSF). O procedimento iterativo, após manipulações algébricas, pode ser compactado como:

$$\mathbf{x}^{i+1} = S_\lambda \left(\mathbf{x}^i + \mu [\mathbf{H}^T (\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{x}^i)] \right) \quad (6)$$

onde μ é o tamanho do passo em direção ao mínimo. A função $S_\lambda(\theta)$ é a função de encolhimento (*Shrinkage*) unidimensional que deve ser aplicada a cada componente no argumento separadamente. Em (Teixeira et al., 2018), é proposta uma modificação na função de encolhimento para permitir apenas a reconstrução positiva da energia (que é o caso em calorimetria). Com isto, a função resultante pode ser implementada simplesmente por meio de uma subtração seguida por uma operação de limiar. O argumento na Equação 6 é identificado como uma iteração do método Gradiente Descendente (GD) linear e compreende apenas operações de soma e multiplicação. Os parâmetros μ e λ foram calibrados a partir de simulações e fixados em 0.25 e 0.0, respectivamente.

3. IMPLEMENTAÇÃO ONLINE EM FPGA

Métodos de implementação do algoritmo SSF, para reconstrução online de energia, vêm sendo testados: i) um método direto, onde os cálculos matriciais são implementados em *hardware* e um circuito síncrono, com realimentação, implementa as iterações em cada passo de *clock*. ii) um processador embarcado, especialmente desenvolvido para realizar cálculos matriciais em ponto flutuante. Ambos os métodos serão brevemente descritos nesta seção e mais detalhes podem ser vistos em (Teixeira et al., 2018), (Teixeira, 2019), (Aguilar et al., 2019).

3.1 IMPLEMENTAÇÃO DIRETA

A Figura 2 apresenta um diagrama em blocos do circuito implementado. Os cálculos de uma iteração do algoritmo são computados em um circuito puramente combinacional pelo bloco SSF. Portanto, uma cascata de n blocos SSF em sequência computa n iterações do algoritmo em um único ciclo de *clock*.

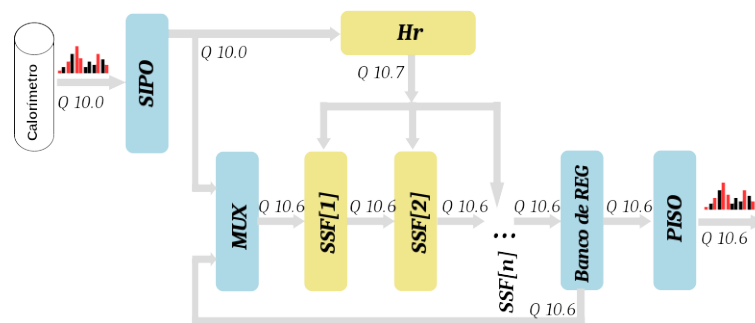


Figure 2- Circuito completo implementado

Os dados de entrada, vindos de um conversor analógico-digital de um canal de leitura do *TileCal*, apresentam-se de forma serial a uma taxa de 40 MHz. Inicialmente, estes dados são paralelizados em uma janela pelo bloco conversor Serial-Paralelo (*Serial Input / Parallel Output* - SIPO). Os dados, agora em paralelo, alimentam o bloco **Hr**, que computa o produto entre o vetor de entrada **r** e a matriz **H**, de forma combinacional. Na primeira iteração do algoritmo, estes mesmos dados de entrada devem alimentar o banco de blocos SSF. Isto equivale a inicializar o algoritmo (valor do vetor **x**) com os dados de entrada. Este controle é feito por um multiplexador que, durante o primeiro *clock*, alimenta o banco de iterações com os dados de entrada. Para os outros *clocks*, o banco é realimentado através dos registradores de saída, per-

mitindo a realização de n iterações por *clock*. Por fim, um circuito conversor Paralelo-Serial (*Parallel Input / Serial Output* - PISO) serializa os dados em sequência na saída do circuito.

A solução de implementação direta mostrou-se factível em FPGAs de grande porte. Porém, este método utiliza um número muito grande de elementos lógicos, devido a necessidade de implementação de vários blocos SSF em cascata, para permitir a implementação de um elevado número de iterações dentro do tempo de latência permitido.

3.2 PROCESSADOR EMBARCADO

Na proposta de implementação do método iterativo de forma embarcada, foi utilizado um processador customizado, capaz de realizar operações por meio de circuitos aritméticos em ponto flutuante (Santos et al., 2018), desenvolvido no Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações da UFJF. Foi projetado um processador dedicado (Fig. 3), que é capaz de reconstruir o sinal de energia tendo baixo custo em elementos lógicos. Na prática, o sinal digitalizado, vindo de um canal de leitura do *TileCal*, entra no bloco de processamento, que implementa as operações matriciais em ponto flutuante, realizando todas as iterações do algoritmo em um *loop*, por software, localizado na memória ROM. Porém, devido ao grande número de iterações necessárias, o algoritmo implementado nesta topologia não respeita o tempo de latência de operação imposta pelo sistema de aquisição do ATLAS.

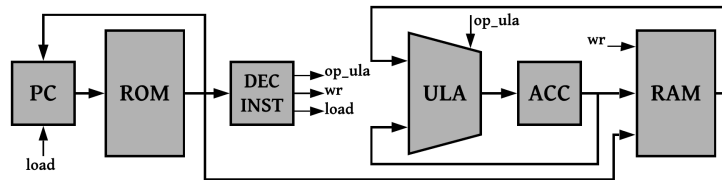


Figure 3- Esquemático do processador embarcado

Otimizações na arquitetura deste processador, como modificações em sua Unidade Lógico-Aritmética para cálculos matriciais rápidos, vêm sendo feitas de modo a permitir sua operação em tempo inferior ao tempo requerido de latência. No entanto, o principal obstáculo ainda é o grande número de iterações necessárias para a convergência do algoritmo.

4. PRÉ-PROCESSAMENTO PARA INICIALIZAÇÃO DO MÉTODO SSF

No método definido pela Equação 6, o vetor \mathbf{x} é inicializado com os valores da respectiva janela de aquisição de dados (vetor \mathbf{r}), antes do processo iterativo ser de fato realizado. Esta seção descreve uma forma alternativa para a inicialização do vetor \mathbf{x} , através de um pré-processamento a ser realizado antes da etapa iterativa do algoritmo.

Como a matriz \mathbf{H} da Equação 1 não possui inversa, a forma mais simples e usual (Elad, 2010) de obter uma solução aproximada de \mathbf{x} é através da minimização da sua norma quadrática euclidiana, respeitando a restrição de manter o modelo. Isto pode ser resumido pelo problema P_2

$$(P_2) : \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_2^2 \text{ sujeito a } \mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (7)$$

Este problema pode ser resolvido utilizando multiplicadores de Lagrange, e seu respectivo Lagrangiano é definido pela expressão

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda^T (\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{r}) \quad (8)$$

Derivando $\mathcal{L}(\mathbf{x})$ em relação a \mathbf{x} , temos

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathbf{x} + \mathbf{H}^T \lambda \quad (9)$$

Cuja melhor solução obtida para \mathbf{x} através de cálculos matriciais é

$$\hat{\mathbf{x}}_{opt} = -\frac{1}{2}\mathbf{H}^T \lambda \quad (10)$$

Substituindo a solução na restrição que foi definida no problema (P_2), tem-se

$$\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{opt} = -\frac{1}{2}\mathbf{H}[\mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{H}^T \lambda = \mathbf{r} \Rightarrow \lambda = -2(\mathbf{H}\mathbf{H}^T)^{-1}\mathbf{r} \quad (11)$$

Por fim, substituindo λ na expressão de $\hat{\mathbf{x}}_{opt}$ encontrada na Equação 10, é possível obter

$$\hat{\mathbf{x}}_{opt} = -\frac{1}{2}\mathbf{H}^T \lambda = \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{H}^T)^{-1} \mathbf{r} = \mathbf{H}^+ \mathbf{r} \quad (12)$$

onde \mathbf{H}^+ é definida como a pseudo-inversa de \mathbf{H} .

Como em problemas de deconvolução, a matriz de convolução \mathbf{H} é previamente conhecida, este trabalho propõe inicializar o vetor \mathbf{x} como $\mathbf{H}^+ \mathbf{r}$. Este pré-processamento reduz consideravelmente o número de iterações do algoritmo, como será visto na seção de resultados.

5. RESULTADOS

Para análise dos dados, foi utilizado o mesmo *Toy Monte Carlo* empregado em (Barbosa, 2012), (Peralva, 2012), (Duarte, 2015) e (Barbosa, 2017), que simula sinais equivalentes aos gerados nos calorímetros do ATLAS, porém com maior controle em parâmetros relacionados ao processo de empilhamento dos sinais, como, por exemplo, o valor da Ocupância em uma determinada célula do calorímetro. Este parâmetro representa a porcentagem da relação entre o número de *bunches* em que houve deposição de energia e o número de *bunches* total em uma janela de aquisição. Como um exemplo, uma Ocupância de 50% indica que um *bunch* a cada dois sofreu deposição de energia, em média.

A partir do método SSF padrão, é possível observar (Fig.4) a curva RMS do erro entre a energia real e a reconstruída, como função do número de iterações, para diferentes valores de ocupância. Na Fig.5, o algoritmo é inicializado com $\mathbf{H}^+ \mathbf{r}$. É possível perceber que o comportamento do erro se altera, reduzindo drasticamente o número de iterações necessárias para alcançar um valor mínimo e se estabilizar. Na Fig.6 pode-se observar de forma mais nítida a comparação entre os dois métodos, fixando-se a Ocupância em 30%.

Considerando que \mathbf{H}^+ possui 2592 elementos não nulos e, verificando que muitos destes números possuem um valor desprezível, buscou-se zerar o máximo possível desses elementos, de forma a diminuir a complexidade computacional desta etapa de processamento. A Fig.7 mostra o número de elementos não nulos em função do patamar, aplicado em valor absoluto, de modo a eliminar tanto valores positivos quanto negativos de baixa amplitude.

Para definir um valor abaixo do qual os elementos de \mathbf{H}^+ poderiam ser zerados, sem a necessidade de aumentar consideravelmente o número de iterações, analisou-se o número de iterações necessário para alcançar o mínimo erro em relação ao número de elementos não nulos da matriz, como demonstra a Fig.8. Desta forma, um patamar de 0.06 praticamente garante manter o valor mínimo de 55 iterações, anulando 1954 elementos da matriz pseudo-inversa, simplificando a implementação do código, como proposto.

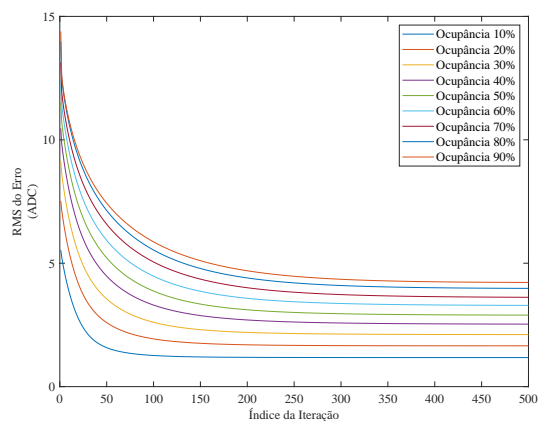


Figure 4- RMS do erro sem o pré-processamento

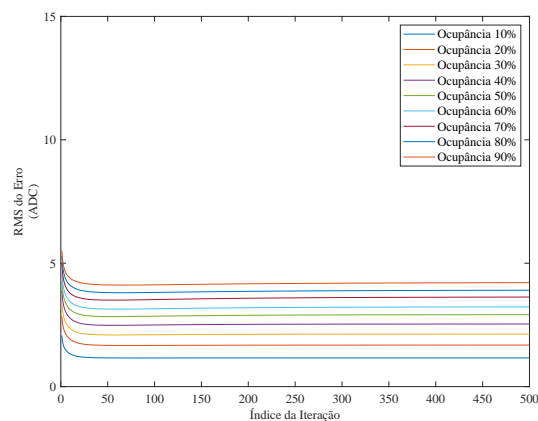


Figure 5- RMS do erro com o pré-processamento

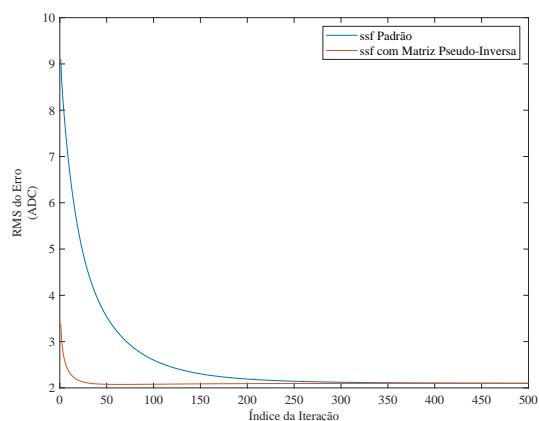


Figure 6- Ocupância de 30% antes e depois do pré-processamento

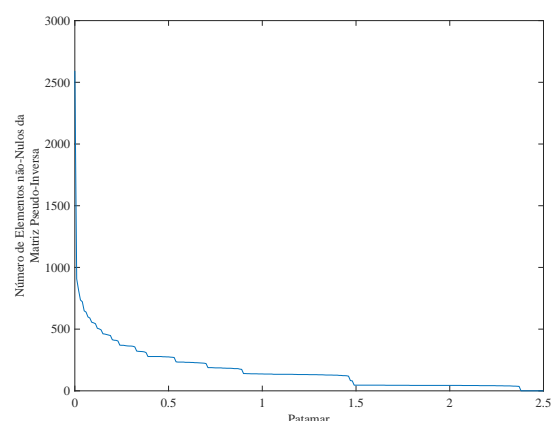


Figure 7- Número de elementos não nulos pelo patamar de corte em valor absoluto

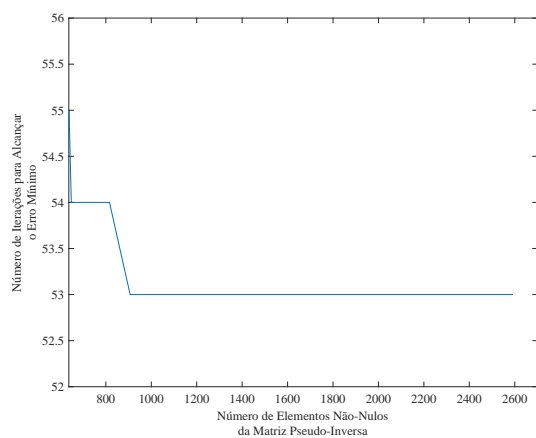


Figure 8- Número de iterações para atingir o erro mínimo pelo número de elementos não nulos

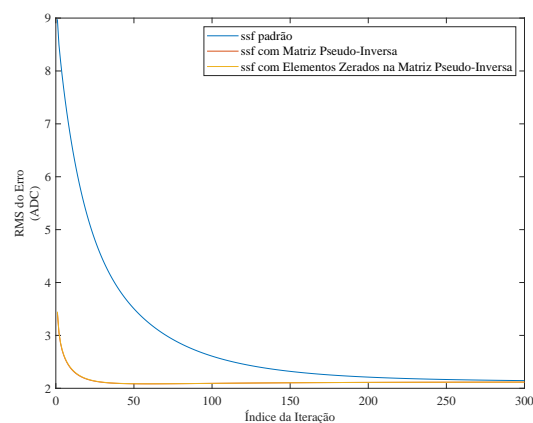


Figure 9- Ocupância de 30% comparando também depois da aplicação do patamar em H^+

6. CONCLUSÕES

O procedimento de inicialização realizado através da multiplicação matricial pela pseudo-inversa da matriz de convolução do calorímetro hadrônico garante que a convergência do método SSF ocorra mais rapidamente. Este cálculo matricial adicional, realizado no início do processo de deconvolução, é compensado pela menor quantidade de iterações posteriormente necessárias. Além disso, a esparsidade da pseudo-inversa da matriz de convolução pode ser aumentada, anulando termos próximos a zero, diminuindo consideravelmente a quantidade de multiplicações a serem executadas. Este procedimento inicializa a solução um pouco mais distante do mínimo global, mas a relação custo-benefício aumenta, pois menos recursos de hardware são necessários e, além disso, é possível reduzir em uma unidade de grandeza a frequência de *clock* necessária para o processamento do método SSF ser realizado.

Agradecimentos

Gostaríamos de agradecer a CNPq, CAPES, RENAFAP e FAPERJ pelo apoio financeiro no projeto. Agradecemos também ao Experimento ATLAS, em especial ao *TileCal*, pelo suporte ao desenvolvimento do trabalho.

REFERENCES

- Aad, G. and others (2008), "The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider", *Journal of Instrumentation*, vol 3.
- Aad, G. and others (2012), "Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS", *Phys. Lett.*, vol B716, p. 1-29.
- Abbott, B.; Blair, R.; Crone, G. J.; Green, B.; Love, J.; Proudfoot, J.; Rifki, O.; Vazquez, W. P.; Vandelli, W. and Zhang, J. (2015), "The Evolution of the Region of Interest Builder for the ATLAS Experiment at CERN", *CERN Document Server*, number ATL-DAQ-PROC-2015-052, Geneva.
- Aggleton, R. and CMS Collaboration (2017), "An FPGA based track finder for the L1 trigger of the CMS experiment at the High Luminosity LHC", *Journal of Instrumentation*, vol 12, p. P12019.
- Aguiar, M. S., Andrade Filho, L. M. and Seixas, J. M. (2019), "Processamento Embarcado para Implementação de um Método Iterativo de Deconvolução Visando a Reconstrução de Energia em Calorímetros de Altas Energias", *XXXVII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais*, Petrópolis - RJ (a ser publicado).
- Aleksa, M.; Cleland, W.; Enari, Y.; Fincke-Keeler, M.; Hervas, L.; Lanni, F.; Majewski, S.; Marino, C. and Wingerter-Seez, I. (2013), "ATLAS Liquid Argon Calorimeter Phase-I Upgrade Technical Design Report", *CERN Document Server*, number CERN-LHCC-2013-017 and ATLAS-TDR-022, Geneva.
- Barbosa, D. P. (2012), "Estudo de Técnicas de Otimização para Reconstrução de Energia de Jatos no Primeiro Nível de Seleção de Eventos do Experimento ATLAS", *Masters Thesis*, UFJF, Juiz de Fora.
- Barbosa, D. P. (2017), "Estimação de Energia para Calorimetria em Física de Altas Energias Baseada em Representação Esparsa", *Phd Thesis*, UFJF, Juiz de Fora - MG.
- Bourgeois, D.; Fitzpatrick, C. and Stahl, S. (2018), "Sing Holistic Event Information in the Trigger", *CERN Document Server*, number LHCb-PUB-2018-010, Geneva.
- Carrio, F.; Kim, H. Y.; Moreno, P.; Reed, R.; Sandrock, C.; Shalyugin, A.; Schettino, V.; Souza, J.; Solans, C.; Usai, G. and Valero, A. (2013), "Design of an FPGA-Based Embedded System for the ATLAS Tile Calorimeter Front-End Electronics Test-Bench", *CERN Document Server*, number ATL-TILECAL-PROC-2013-017, Geneva.
- Daubechies, I.; Defrise, M. and De Mol, C. (2004), "An Iterative Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems with a Sparsity Constraint", *Communications on Pure and Applied Mathematics: A Journal Issued by the Courant Institute of Mathematical Sciences*, vol 57, p. 1413-1457.
- Duarte, J. P. B. S. (2015), "Estudo de Técnicas de Deconvolução para Reconstrução de Energia Online no Calorímetro Hadrônico do ATLAS", *Masters Thesis*, UFJF, Juiz de Fora - MG.
- Duarte, J. P. B. S.; Andrade Filho, L. M.; Simas Filho, E. F. and Seixas, J. M. (2016), "Técnicas de Deconvolução Aplicadas à Estimação de Energia Online em Calorimetria de Altas Energias em Condições de Alta Taxa de Eventos", *XXI Congresso Brasileiro de Automática*, Vitória - ES.

- Duarte, J. P. B. S.; Andrade Filho, L. M. and Seixas, J. M.. (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 Paulo - SP.
- Elad, M. (2010), "Sparse and Redundant Representations", Springer New York, New York.
- Evans, L. and Bryant, P. (2008), "LHC Machine", *Journal of Instrumentation*, vol 3.
- Kay, S. M. (1993), "Fundamentals of Statistical Signal Processing", Prentice Hall, vol 1, New Jersey.
- Matousek, J. and Gärtner, B. (2007), "Understanding and Using Linear Programming", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1st Ed., Heidelberg.
- Meyer, B. U. (2007), "Digital Signal Processing with Field Programmable Gate Arrays", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 3rd Ed., Heidelberg.
- Mitra, S. K. (2001), "Digital Signal Processing : A Computer-Based Approach", McGraw-Hill Higher Education, New York.
- Nakahama, Y. (2015), "The ATLAS Trigger System: Ready for Run-2", *CERN Document Server*, number ATL-DAQ-PROC-2015-006, Geneva.
- Pequenao, J. (2008), "Computer generated image of the whole ATLAS detector", *CERN Document Server*, number CERN-GE-0803012, Geneva.
- Peralva, B. S. M. (2012), "Detecção de Sinais de Estimação de Energia para Calorimetria de Altas Energias", *Masters Thesis*, UFJF, Juiz de Fora - MG.
- Pralavorio, C. (2017), "Record luminosity: Well done LHC", *CERN Document Server*, archive number 2295027, Geneva.
- Ronchetti, F.; Blanco, F.; Figueredo, M.; Knospe, A. G. and Xaplanteris, L. (2012), "The ALICE electromagnetic calorimeter high level triggers", *JJ. Phys. Conf. Ser.*, vol 396.
- Santos, V. A. M.; Silva, L. R. M. and Andrade Filho, L. M. (2018), "Implementação de Circuitos Aritméticos em Ponto Flutuante Utilizando Formato com Número de bits Configurável", *Congresso Brasileiro de Automática*, João Pessoa, p. 1-2.
- Solodkov, A. (2017), "Upgrade of the ATLAS hadronic Tile Calorimeter for the High luminosity LHC", *CERN Document Server*, number ATL-TILECAL-PROC-2017-005, Geneva.
- Teixeira, T. A.; Duarte, J. P. B. S.; Andrade Filho, L. M. and Seixas, J. M. (2018), "Implementação em FPGA de um Método Recursivo de Deconvolução Aplicado em Calorímetros Operando a Alta Taxa de Eventos", XXXVI *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais*, Campina Grande - Paraíba.
- Teixeira, T. A. (2019), "Implementação de Métodos Iterativos de Deconvolução Para Processamento on-line no Calorímetro Hadrônico do ATLAS", *Phd Thesis*, UFJF, Juiz de Fora.
- Wigmans, R. (2018), "Calorimetry", Oxford University Press.

FPGA IMPLEMENTATION OF AN ITERATIVE DECONVOLUTION METHOD TO OPERATE AT ATLAS EXPERIMENT TRIGGER SYSTEM

Abstract. Particle accelerators, such as the LHC, in Geneva, Switzerland, collide subatomic particles whose by-products (elementary particles of nature) are analyzed by detectors around the collision point. The LHC has been going through an upgrade process, where parameters such as collision energy and amount of particles by bunch are increased, directly impacting the detector instrumentation systems, such as the ATLAS Experiment present in this accelerator. This increase in the likelihood of adjacent collisions produces an effect known as pile-up on ATLAS's sub-detectors reading electronics. To deal with this new challenge, iterative methods of signal deconvolution, based on Sparse Data Representation, such as SSF, have been proposed, with satisfactory results. However, these methods have a high computational cost, thus, the main current challenge is the development of algorithms capable of online operation. This work presents an improvement proposed for SSF, allowing the reduction of the amount of iterations of this algorithm in an order of magnitude, facilitating its online implementation.

Keywords: Signal Deconvolution, Sparse Representation, Separable Surrogate Functionals, Embedded Processing, FPGA