



APLICAÇÃO DE FILTROS DE WIENER PARA RECONSTRUÇÃO DE ENERGIA DO CALORÍMETRO HADRÔNICO DO ATLAS

Tiago Motta Quirino¹ - tiago.quirino@uerj.br

Caio Wajsenzon Lopes¹ - lopes.caio@graduacao.uerj.br

Luciano Manhães de Andrade Filho² - luciano.manhaes.de.andrade.filho@cern.ch

José Manoel de Seixas³ - seixas@lps.ufrj.br

¹Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, RJ, Brasil

²Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, Brasil

³Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Resumo. Este trabalho apresenta a análise dos circuitos de leitura do Calorímetro Hadrônico do ATLAS, no LHC, para fornecer um ajuste apropriado dos dados utilizados para parametrizar os filtros de estimação de energia. Os conjuntos de dados utilizados até então não consideravam propriedades que alteravam o padrão dos sinais, por isso espera-se maior eficiência na estimação de energia, ao adequar os modelos dos dados. Especificamente propõe-se a utilização do filtro de Wiener, que já tem se apresentado como o método candidato ideal para a tarefa de estimação de energia no Calorímetro Hadrônico do ATLAS.

Palavras-chave: Estimação de Sinal; Filtros de Wiener; Instrumentação Eletrônica; Calorimetria de Altas Energias; Análise de Circuitos.

1. INTRODUÇÃO

Sistemas de medição dos experimentos de física de partículas exigem técnicas de instrumentação eletrônica rigorosas para satisfazer requisitos de tempo, exatidão e precisão, que muitas vezes não são obtidas pelos circuitos que compõem o instrumento. Isso se deve a limitações econômicas e tecnológicas, pois nos experimentos de física de partículas a quantidade de sensores pode ultrapassar a ordem de dezenas de milhares e os eventos deste contexto ocorrem em intervalos de tempo extremamente curtos. Por isso, a solução que tem sido utilizada para que os requisitos dos experimentos sejam satisfeitos é o processamento digital dos sinais em série aos circuitos dos instrumentos de medição.

A eficiência do processamento dos sinais reflete diretamente na diminuição do volume de dados armazenados, e conseqüentemente na infraestrutura necessária para que os dados das partículas medidas possam ser estudados, o que motiva o estudo de técnicas de processamento digital de sinais aplicadas a instrumentação.

Dentre as organizações de pesquisa, no mundo, o CERN (*Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire*) é a organização que estuda sobre as partículas subatômicas em grande evidência, principalmente após a descoberta experimental do Bóson de Higgs em 2012, que rendeu um prêmio nobel (Nóbrega et al., 2013). Trata-se de uma cooperação multinacional da qual o Brasil participa.

A principal fonte dos experimentos físicos das partículas subatômicas do CERN é o Grande Colisor de Hádrons (LHC, do inglês *Large Hadron Collider*), construído na região de fronteira franco-suíça, 100 metros abaixo da superfície, com 27 km de circunferência (Nóbrega et al., 2013), conforme apresentado na Figura 1 e . O LHC é o maior acelerador de partículas já construído, (Gonçalves et al., 2020). Nele, dois feixes de prótons colidem frontalmente, alcançando 14 TeV de energia de centro de massa, na ordem de milhões de colisões por segundo, para permitir o estudo de partículas raras que surgem das colisões (Nóbrega et al., 2013).

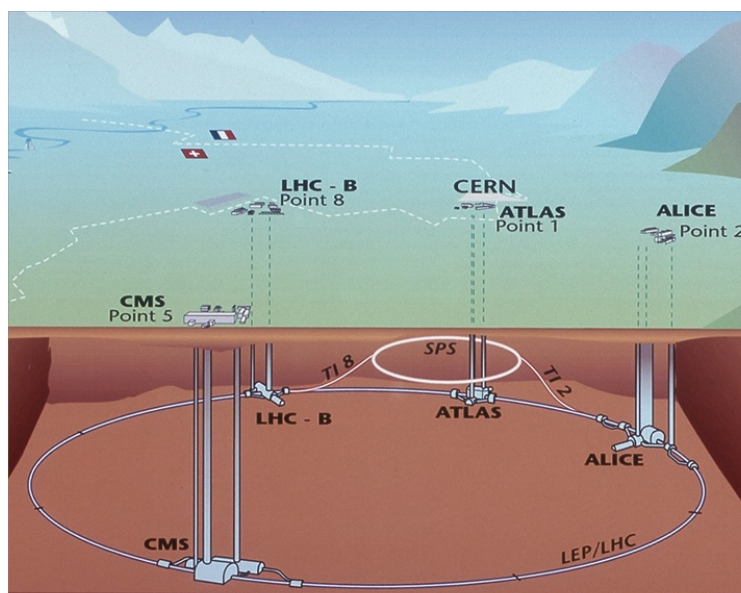


Figura 1: O LHC e seus experimentos (ATLAS, CMS, ALICE e LHCb). Extraído de Gonçalves et al. (2020).

As colisões são controladas para ocorrerem em quatro pontos específicos para serem medidas por detectores de partículas instalados nestes pontos com diferentes propósitos no estudo da física de partículas. Os detectores estão representados na Figura 1, isto é: ATLAS, CMS, ALICE e LHC-B.

O ATLAS é retratado na Figura 2. Trata-se de um detector de objetivo geral, com diversos sistemas projetados para o estudo de múltiplos fenômenos físicos. Na sua composição, há 4 subdetectores, que fazem a medição de propriedades específicas das partículas geradas. São eles: o detector de trajetória, os calorímetros eletromagnéticos e hadrônico, e o espectrômetro de múons, de acordo com Gonçalves et al. (2020).

Nas subcamadas intermediárias estão localizados os calorímetros eletromagnético e hadrônico, referidos respectivamente como Calorímetro de Argônio Líquido (LAr, do inglês *Liquid Argon*) e Calorímetro de Telhas (TileCal, do inglês *Tile Calorimeter*). Ambos os calorímetros devem medir os níveis de deposição de energia das partículas e o instante em que isso ocorreu.

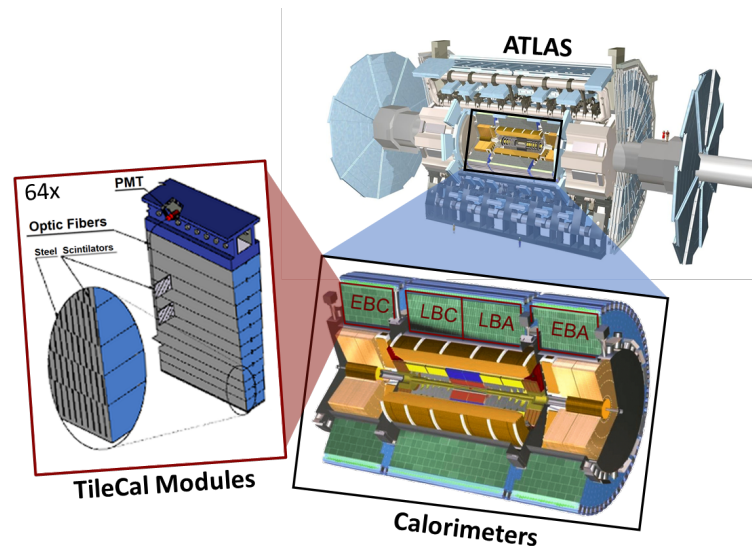


Figura 2: O detector ATLAS, seus calorímetros e o módulo do calorímetro hadrônico. Ajustado de Santurio (2020).

Neste trabalho o interesse específico é a recuperação da energia que foi depositada pelas partículas no TileCal, o calorímetro responsável por medir hádrons resultantes das colisões. Os hádrons interagem com aço e telhas plásticas cintilantes nos 64 módulos de cada um dos quatro barris (EBC, LBC, LBA e EBA), que são dispostos em forma cilíndrica em torno do ponto de colisão. As telhas produzem luz proporcional a energia depositada em uma região, que são transmitidas por fibras ópticas até os sensores de tubo fotomultiplicador (PMT, do inglês *Photo Multiplier Tube*), que então convertem o pulso luminoso em sinal elétrico (Sibczynski et al., 2017).

Conectados as PMTs estão circuitos de eletrônica de leitura, que condicionam os sinais medidos em frequência e amplitude para que sejam digitalizados. Há um sincronismo das colisões do LHC e todos os sistemas de digitalização dos experimentos na taxa de 40 MHz e não há interesse de alteração (Seixas et al., 2015), a estratégia utilizada para manter-se a taxa de digitalização foi a utilização de um circuito *shaper* que alarga o sinal no tempo para digitalização apropriada.

O sistema de instrumentação do TileCal, como qualquer outro instrumento real, acaba por deformar a grandeza medida, que é a energia depositada (Aguirre, 2013), por isso surge a tarefa de recuperar as informações de deposição de energia e nesse sentido são utilizados algoritmos de filtragem digital para estimação. Nos primeiros experimentos do LHC, o algoritmo para recuperar a energia das células do TileCal foi um algoritmo de Filtro Ótimo demonstrado a partir do Melhor Estimador Linear não Tendencioso (BLUE, do inglês *Best Linear Unbiased Estimator*) designado como OF (ATLAS, 1996), que estima a amplitude do sinal pela soma ponderada das amostras digitais de uma janela de leitura, em que os pesos da ponderação são definidos pela minimização da variância não tendenciosa do sinal de resposta (Kay, 2013).

São previstas alterações para os experimentos futuros do LHC, em que a taxa de detecção de partículas irá aumentar, o que aumenta a probabilidade de empilhamento (do inglês, *pileup*) dos sinais, além disso, neste trabalho, demonstra-se que um *undershoot*, não considerado em trabalhos anteriores altera a estimação de energia. Ambos os efeitos são apresentados na Figura

3.

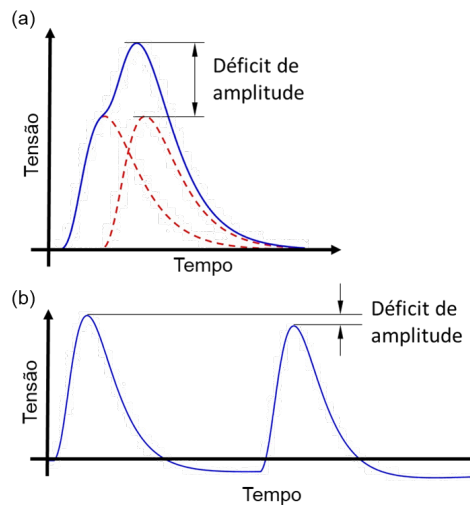


Figura 3: Efeitos de distorção da amplitude nas medições: (a) *pileup*, (b) *undershoot*.

Estima-se que a eficiência do OF no TileCal degrada na presença de *pileup*, estimulando o estudo de outros algoritmos de filtragem, dentre os quais o algoritmo do filtro de Wiener se destaca (Peralva et al., 2020).

A principal restrição do projeto do filtro de Wiener é a necessidade do conhecimento prévio da série temporal do sinal que deseja-se recuperar. Como esses dados não são facilmente obtidos, o filtro de Wiener tem sido projetado a partir de dados simulados, cujos simuladores cada vez mais são aprimorados de modo a fornecer a similaridade necessária com a realidade da instrumentação do Tilecal (Chapman, 2011; Seixas et al., 2015). Se propõe a modelagem de toda a cadeia de leitura como um canal de comunicação, representado por uma resposta impulsiva, o que permite a relação da energia depositada e o sinal fornecido pelo instrumento (Haykin, 2008).

Inicialmente, o modelo do canal para projeto do filtro de Wiener valia-se da hipótese que o modelo da resposta impulsiva necessitava de apenas 7 amostras digitais, com período de amostragem de $25ns$, para ser caracterizado (ATLAS, 1996). No entanto, verifica-se neste trabalho que são necessárias mais amostras para que seja possível representar efeitos significativos do circuito.

Propõe-se inicialmente neste trabalho, o aprofundamento da análise do circuito de leitura para melhorar o modelo do pulso característico. Em consequente, apresentam-se os resultados do filtro de Wiener parametrizado com os dados simulados a partir deste novo modelo, que será comparado com os resultados do método atual OF, de modo a mostrar os melhoramentos alcançados.

2. CADEIA DE LEITURA DO TILECAL

O processo de leitura na eletrônica de *front-end* do TileCal é apresentado no diagrama de blocos da Figura 4. Inicialmente o sinal fornecido pela PMT é conformado no circuito 7-Poles Shaper, ou apenas Shaper, em sucessão, dependendo da amplitude do sinal, este pode ser

amplificado em canais de alto ganho em $\times 64$ (*High-Gain Amp*), ou baixo ganho em $\times 1$ (*Low-Gain Amp*), por amplificadores *clumper* para fornecer recuperação rápida de sinais de entrada saturados. Após amplificados, os sinais são enviados para *drivers* diferenciais e seguem para os conversores analógico-digital (ADC) dos respectivos canais de alto ganho e baixo ganho (Anderson et al., 1998).

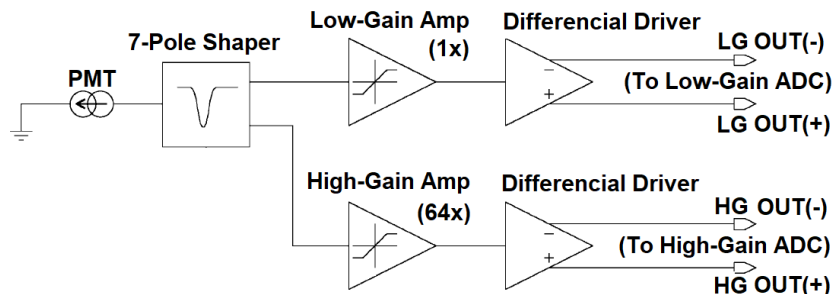


Figura 4: Cadeia da Eletrônica de Leitura de *Front-End*. Ajustado de Anderson et al. (1998).

Existe um sincronismo entre o TileCal e todo o sistema de aquisição de dados do LHC para armazenamento digital, na taxa de amostragem de 40 MHz . Como consequência, os pulsos devem ter uma largura de banda limitada para atender ao critério de amostragem de Nyquist na conversão analógico-digital (ATLAS, 1996), por essa razão para utilização do circuito *Shaper*. Logo há interesse específico pelo pulso fornecido pela PMT e pelo processamento realizado no circuito *7-Poles Shaper*, pois presume-se que são estes os componentes que mais afetam a medição de energia no instrumento de leitura.

2.1 Pulso da PMT

A deposição de energia pelas partículas que interagem no TileCal estimula a formação de um rápido pulso negativo de corrente pelas PMTs. Tais pulsos são continuamente monitorados e calibrados para manter a estabilidade da forma do pulso entre os diversos sensores do detector, cujo o tempo de subida é próximo a 5 ns e a largura a meia-altura (FWHM, do inglês Full Width at Half Maximum) se aproxima de 18 ns (Duarte et al., 2017).

A Figura 5 apresenta o pulso característico das PMTs, considerando-se uma carga de entrada de 200 pC . Obteve-se esse pulso a partir de alguns experimentos em um protótipo do calorímetro e medidos por osciloscópio digital, condizente com Anderson et al. (2005).

As componentes em frequência do pulso característico das PMTs são representadas no gráfico da Figura 6, em que se pode observar que a atenuação de 3 dB ocorre para frequências acima de 21 MHz , o que não seria aceitável para o sistema de digitalização do TileCal, justificando-se a utilização do circuito *Shaper*.

2.2 Circuito Shaper

O circuito *Shaper*, apresentado na Figura 7, consiste em um filtro Bessel de 7 pólos, que foi projetado apenas com elementos passivos para aumentar o tempo de subida e descida do sinal, e assim, estender o valor FWHM de aproximadamente 18 ns do sinal da PMT para aproximadamente 50 ns , mantendo a amplitude do sinal proporcional a energia depositada.

Na análise da resposta em frequência, isso significa o estreitamento de banda, principalmente em altas frequências, especificamente, a banda de passagem do circuito, está

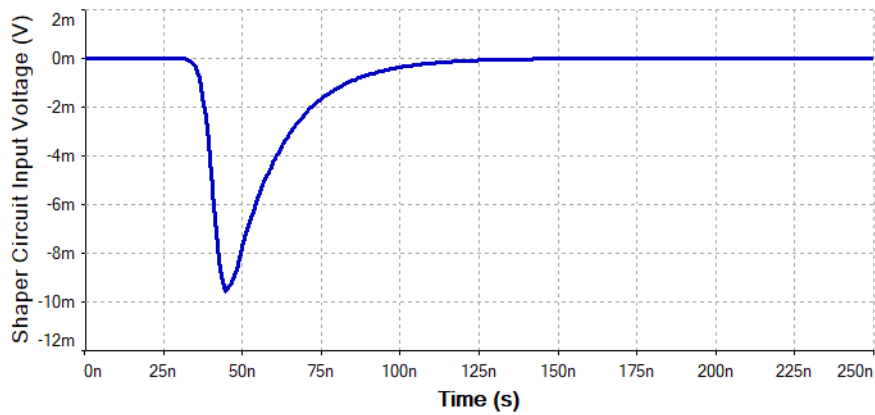


Figura 5: Pulso fornecido pelas PMTs do TileCal.

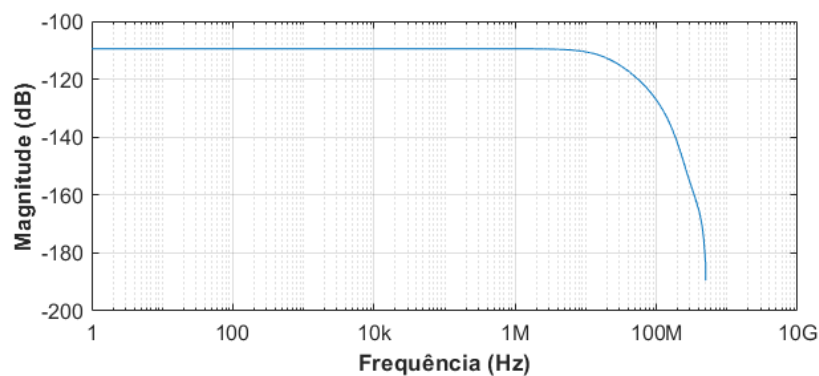


Figura 6: Componentes de frequência do sinal de entrada.

no intervalo de $1,4 \text{ kHz}$ e 11 MHz , considerando a atenuação de 3 dB , conforme afirma (Anderson et al., 1998) e se representa no diagrama de Bode da Figura 8.

Nota-se que a utilização do circuito *Shaper* garante que o critério de amostragem de Nysquist seja satisfeito na amostragem do pulso elétrico das PMTs e usa digitalização para o corte de 3 dB em aproximadamente 11 MHz .

A despeito do critério da amostragem ser contemplado, é pela utilização do circuito de *Shaper* que surgem efeitos indesejados nos sinais de leitura pela análise dinâmica do circuito.

2.3 Efeitos do Circuito Shaper

Como os componentes do circuito são lineares e não modificam seus parâmetros no tempo, pode-se afirmar que o circuito *shaper* é um sistema Linear e Invariante no Tempo. Assim

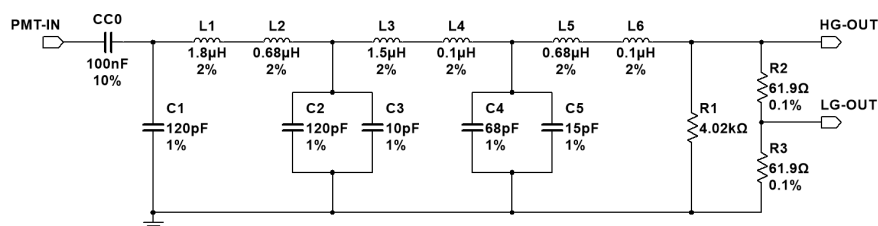


Figura 7: Circuito de condicionamento da largura do pulso. Ajustado de Anderson et al. (1998).

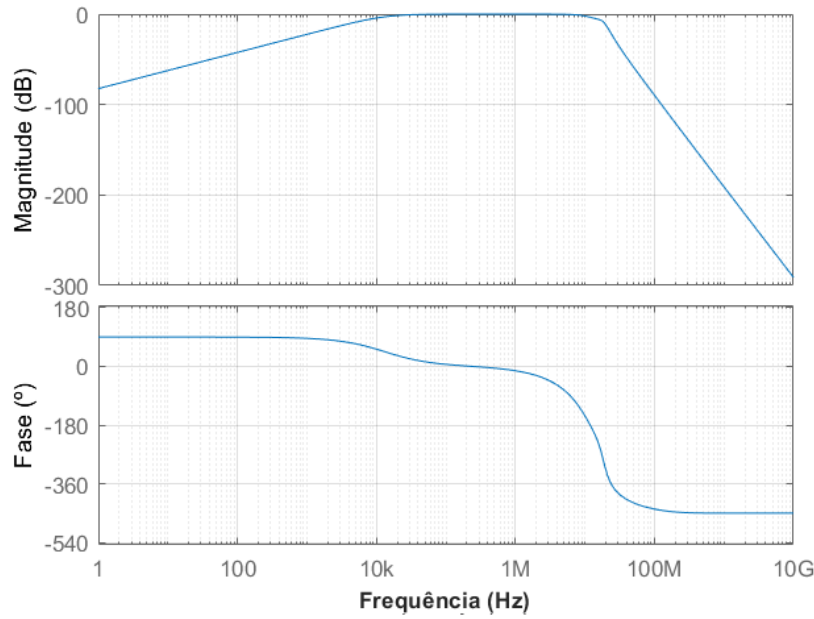


Figura 8: Diagrama de Bode do circuito *Shaper*.

é possível modelar o circuito por um conjunto de equações diferenciais com coeficientes constantes, ou é possível escrever diretamente a transformada de Laplace do sistema de equações (Aguirre, 2013).

Utilizou-se a Lei das Malhas de Kirchhoff para modelar o sistema de equações do circuito, no qual são definidas 6 malhas. O sistema de equações que representam a primeira etapa da análise do circuito é descrito em 1. Os capacitores em paralelo, bem como os indutores em série são substituídos pelos componentes equivalentes na definição da função de transferência do circuito para simplificar os cálculos.

$$\begin{cases} \frac{I_1}{CC_0 s} + \frac{I_1 - I_2}{C_a s} = V_i \\ \frac{I_2 - I_3}{C_b s} - \frac{I_1 - I_2}{C_a s} + I_2 L_a s = 0 \\ \frac{I_3 - I_4}{C_c s} - \frac{I_2 - I_3}{C_b s} + I_3 L_b s = 0 \\ \frac{I_4 - I_5}{C_d s} - \frac{I_3 - I_4}{C_c s} + I_4 L_c s = 0 \\ I_5 R_L - \frac{I_4 - I_5}{C_d s} = 0 \\ I_5 R_L = V_o \end{cases} \quad (1)$$

A função de transferência $H(s)$ obtida do resultado do sistema de equações é caracterizada por 6 pólos finitos e 1 zero, representados no mapa de pólos e zeros da Figura 9. Também, é apresentada a resposta impulsiva da função de transferência na Figura 10.

Na avaliação do circuito é possível representar o sistema dinâmico na forma fatorada como uma série de funções de transferência de primeira e segunda ordem (Ogata et al., 2010). A decomposição da função de transferência do circuito de *Shaper* resultou em quatro partes

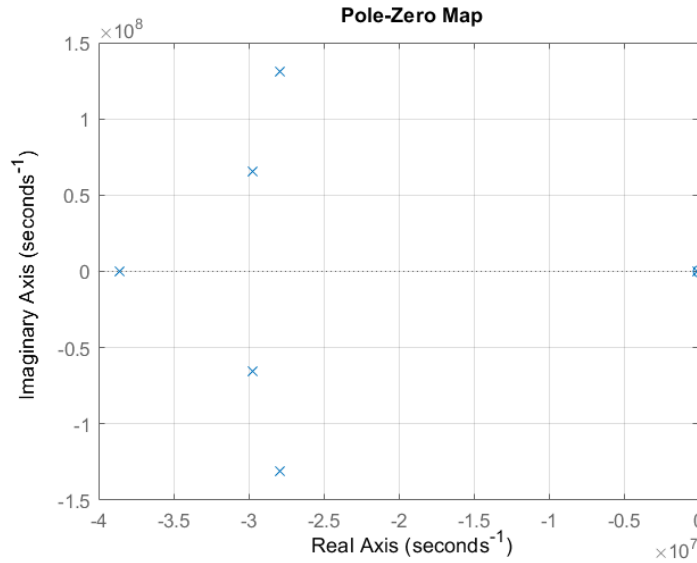


Figura 9: Mapa de polos e zeros da função de transferência.

apresentadas na equação (2).

$$H(s) = \frac{4,8 \cdot 10^7}{s + 3,9 \cdot 10^7} - \frac{6,4 \cdot 10^7 s + 1,2 \cdot 10^{15}}{s^2 + 6,0 \cdot 10^7 s + 5,2 \cdot 10^{15}} - \frac{8,4 \cdot 10^4}{s + 8,3 \cdot 10^4} + \frac{1,6 \cdot 10^7 s + 2,0 \cdot 10^{14}}{s^2 + 5,6 \cdot 10^7 s + 1,8 \cdot 10^{16}} \quad (2)$$

O procedimento de decompor a função de transferência em partes permite que sejam calculados parâmetros que descrevem o comportamento do sistema dinâmico, logo são calculadas as constantes de tempo, os fatores de amortecimento e as frequências de ressonância fornecidas por cada componente da função de transferência, respectivamente, a saber: $\tau_1 = 3,9 \cdot 10^7 s$, $\tau_2 = 8,3 \cdot 10^4 s$, $\zeta_1 = 0,41$, $\zeta_2 = 0,28$, $\omega_1 = 7,2 \cdot 10^7 rad/s$ e $\omega_2 = 1,3 \cdot 10^8 rad/s$.

Pelo fato dos valores de ambos os coeficientes de amortecimento serem menores que um, o sistema é subamortecido (Hayt et al., 2014), de onde pode-se afirmar que haverá oscilação no sinal após o pulso. Existem duas componentes de frequência na oscilação definidas pelas frequências naturais amortecidas que são: $\omega_{d1} = 6,6 \cdot 10^7 rad/s$ e $\omega_{d2} = 1,2 \cdot 10^8 rad/s$. Esse comportamento pode ser avaliado visualmente na Figura 10.

Além da questão das oscilações indesejadas, vale o comentário sobre o capacitor de acoplamento CC0, apresentado na Figura 7. Ele é utilizado para separar a alta tensão que energiza as PMTs, de valores de baixa tensão no circuito *Shaper*. Invariavelmente espera-se o fornecimento de corrente pelo capacitor de acoplamento quando a entrada retornar a zero com o sentido inverso do pulso de entrada fornecido pela PMT, um *undershoot*, pois surge a necessidade descarga do capacitor (Svoboda & Dorf, 2013). A média de tensão sobre o capacitor no tempo é igual a zero e consequentemente o pulso da saída também tem média de tensão igual a zero, devido o fato do capacitor de acoplamento filtrar a componente DC, efeito comum em circuitos de condicionamento de sensores com PMT (Leo, 2012).

Consequentemente observa-se que o circuito *Shaper* resolveu a condição da frequência de amostragem para digitalização, mas provocou pequenas oscilações subamortecidas e um ténue, mas longo, *undershoot*.

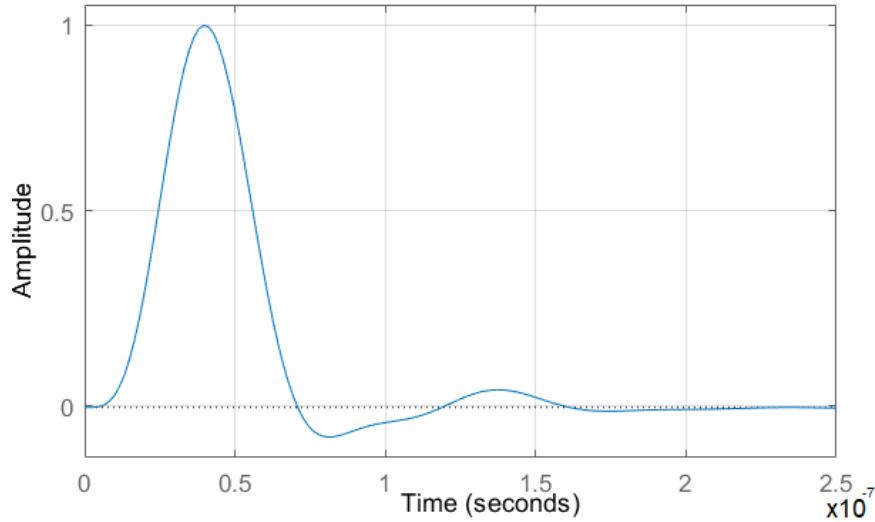


Figura 10: Resposta ao impulso.

3. ESTIMAÇÃO DE ENERGIA NO TILECAL

O principal intuito nas medições do TileCal é determinar os níveis de energia que foram depositados nas células e o instante que isso ocorreu, a partir da amplitude do pulso digital armazenado no banco de dados. Essa tarefa é realizada por algoritmos de filtragem que dependem das séries temporais capazes de representar a energia depositada, o sinal fornecido pela cadeia de leitura, e a resposta impulsiva da cadeia de leitura, logo conFigura-se o modelo convolucional do sistema de leitura do TileCal (Duarte et al., 2017).

Os dados originados pelo modelo convolucional do sistema de leitura afetam diretamente o projeto dos algoritmos de filtragem e dependem consideravelmente da resposta impulsiva da cadeia de leitura, logo o estudo realizado na Seção 2 colabora o desenvolvimento do método proposto nesta Seção, que é baseado no filtro de Wiener, por ser o principal candidato aos experimentos futuros do LHC (Peralva et al., 2020).

3.1 Modelo do Sistema de Leitura do TileCal

A perspectiva do sistema de instrumentação do TileCal como um modelo convolucional é útil por concentrar todas as características dinâmicas do sistema concentradas no pulso característico ($h[n]$), conforme foi apresentado por Andrade Filho et al. (2015).

A energia depositada em cada célula do TileCal nas colisões é representada por impulsos discretos com amplitude correspondente ao nível de energia, isso corresponde ao sinal desejado ($d[n]$) do processo de estimação.

O sinal fornecido pelo sistema de leitura dos calorímetros ($x[n]$), por sua vez, é interpretado como o resultado da convolução entre o sinal desejado ($d[n]$) e o pulso característico do sistema de leitura ($h[n]$), que posteriormente é somado ao ruído eletrônico de fundo ($r[n]$), conforme representado no fluxograma da Figura 11 e formulado na equação (3).

$$x[n] = h[n] * d[n] + r[n] \quad (3)$$

Com base no modelo convolucional é possível compor os conjuntos de dados com pares de amostras dos sinais de entrada e saída desejada $\mathcal{T} = \{(x_i, A_i)\}_{i=1}^M$, o que proporciona

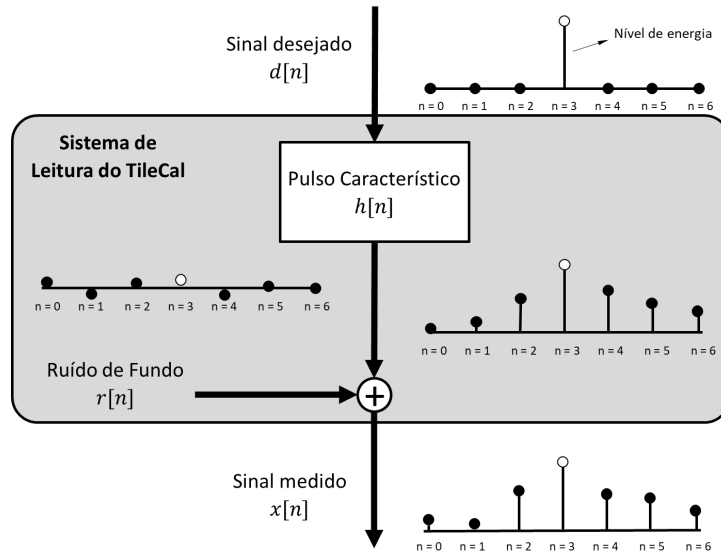


Figura 11: Modelo convolucional do sistema de leitura do TileCal. Ajustado de Duarte et al. (2017).

a parametrização dos filtros de estimação de energia, sendo M a quantidade de amostras produzidas.

3.2 Filtro Linear Não Tendencioso

Apresenta-se a técnica de parametrização do OF fundamentada no BLUE (Kay, 2013). É utilizada a função de autocorrelação do ruído para minimizar a variância do estimador, o que permite determinar a amplitude e o tempo no qual a energia foi depositada no canal, eliminando o ruído eletrônico e as amostras empilhadas no sinal central. Considera um sinal de entrada, representado por uma série temporal $x[n]$, limitado em uma janela de tamanho N , que corresponde a ordem do filtro linear de resposta de impulso finito (FIR, do inglês *Finite Impulse Response*), cujos coeficientes são dados por w_1, w_2, \dots, w_N , o que caracteriza um vetor de pesos \mathbf{w} . A equação (4) modela o valor da estimativa gerada pelo filtro \hat{A} de um sinal desejado A (Haykin, 2008).

$$\hat{A} = \sum_{k=1}^N w_k x[n - k] \quad (4)$$

A janela de medição do sinal observado no TileCal possui $M = 7$ amostras que são ponderadas pelos pesos fixos w_k , para $0 \leq k \leq M$ (Gonçalves et al., 2020). O filtro deve ser não tendencioso, logo, segundo o BLUE, a média da amplitude estimada deve ser igual a amplitude de energia original (A), conforme a equação (5).

$$E\{\hat{A}\} = \sum_{k=1}^N w_k E\{x[k]\} = A \quad (5)$$

A variância da amplitude estimada é definida pela multiplicação do vetor de pesos \mathbf{w} com a matriz de covariância do ruído de fundo \mathbf{C} , dada pela equação (6).

$$\text{var}\{\hat{A}\} = \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w} \quad (6)$$

Minimizando a variância obtém-se os valores de pesos, calculados por:

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{h}^T \mathbf{C}^{-1}}{\mathbf{h}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{h}} \quad (7)$$

O OF é útil no contexto de ruído gaussiano com média zero, como era o caso do TileCal nas suas primeiras operações, mas o ruído *pileup* não é gaussiano e a média é diferente de zero, limitando a aplicação do OF para tal contexto.

3.3 Filtro de Wiener

A operação de convolução para estimativa da amplitude de energia é a mesma utilizada tanto para o método BLUE do OF, quanto para o filtro de Wiener, representada na equação (4), no entanto, o cálculo dos coeficientes do filtro de Wiener se fundamenta no princípio da ortogonalidade entre o sinal de entrada $x[n]$ e o erro da resposta do filtro, quando comparada ao sinal desejado $e[n] = y[n] - d[n]$ (Kay, 2013). É possível satisfazer a ortogonalidade minimizando o erro quadrático médio (Haykin, 2008), dado pela equação (8).

$$J = E\{e[n]^2\} \quad (8)$$

sendo $E\{\cdot\}$, o operador esperança matemática.

A minimização de J resulta nas equações de Wiener-Hopf, que são concentradas na equação (9), para definir os coeficientes ótimos do filtro de Wiener, representados vetorialmente (\mathbf{w}_o) (Haykin, 2008).

$$\mathbf{w}_o = \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{r}_{xd} \quad (9)$$

Sendo $\mathbf{R}_x = E\{x[n-l]x[n-k]\}$ a autocorrelação do sinal de entrada, deve ser uma matriz inversível para que os valores dos pesos possam ser computados; e $\mathbf{r}_{xd} = E\{x[n]d[n-k]\}$ é a correlação cruzada entre o sinal de entrada e o sinal desejado.

Logo, é possível substituir os coeficientes definidos na equação (9), na equação (4), para estimar a energia depositada nas células do TileCal.

4. RESULTADOS

4.1 Resposta do Circuito de Leitura

Utilizando-se o software NI MULTSIM foi feita uma simulação do circuito *Shaper*, em que o pulso da PMT, representado na Figura 5, foi introduzido no circuito simulado, que forneceu o sinal de saída apresentado na Figura 12.

Vale notar uma pequena oscilação próxima a marcação de tempo em $200ns$, como era de se esperar pela análise do circuito realizada na Seção 2. Na Figura 13, é apresentada uma

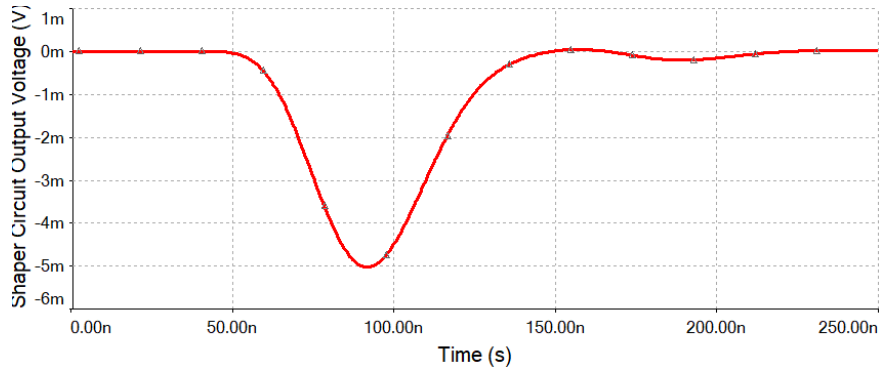


Figura 12: Pulso de saída do *Shaper*.

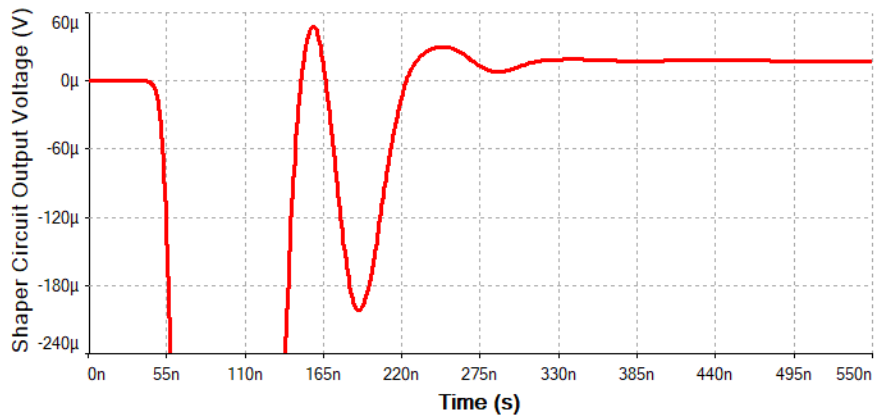


Figura 13: Aproximação do pulso de saída do *Shaper*.

aproximação em amplitude do gráfico da Figura 12, que revela mais claramente as oscilações que ocorrem devido o circuito de *Shaper*, mas também relevam um *undershoot*.

Na Figura 14 aumenta-se a aproximação em amplitude, mas realiza-se um afastamento no eixo do tempo para caracterizar melhor o efeito do *undershoot*, que também já era de se esperar, em consequência do capacitor de acoplamento do circuito *CC0*.

O sinal de saída do *Shaper*, apresentado na Figura 12, ainda é inserido nos circuitos de amplificação da cadeia de leitura do TileCal, onde a polaridade do pulso é invertida. O pulso final é por fim digitalizado na taxa de 40 *MHz* em um ADC com 10 bits, com isso a amplitude é quantizada para os valores inteiro de 0 a 1023 ADC *counts*, formando o pulso característico que permite a composição do novo banco de dados para estimação de energia.

4.2 Conjunto de Dados

Um simulador Monte Carlo é utilizado para sortear L amostras que caracterizam um evento de deposição de energia, dentre as M amostras que correspondem o tamanho do sinal. Em seguida, outra simulação é realizada para quantificar o nível de energia nas amostras sorteadas, seguindo a distribuição de probabilidades do espectro de energia do TileCal. Isso caracteriza, o sinal desejado A . Utilizando-se o pulso característico $h[n]$ desenvolvido pela análise do circuito de leitura na Seção 2 aplica-se o modelo convolucional para gerar o sinal $x[n]$.

O procedimento de simulação foi realizado duas vezes para formar dois conjuntos de dados \mathcal{U} e \mathcal{V} , com respectivamente $M_{\mathcal{U}} = 10^6$ e $M_{\mathcal{V}} = 10^5$ amostras.

O conjunto \mathcal{U} é utilizado para definir os coeficientes de um filtro de Wiener, referido aqui

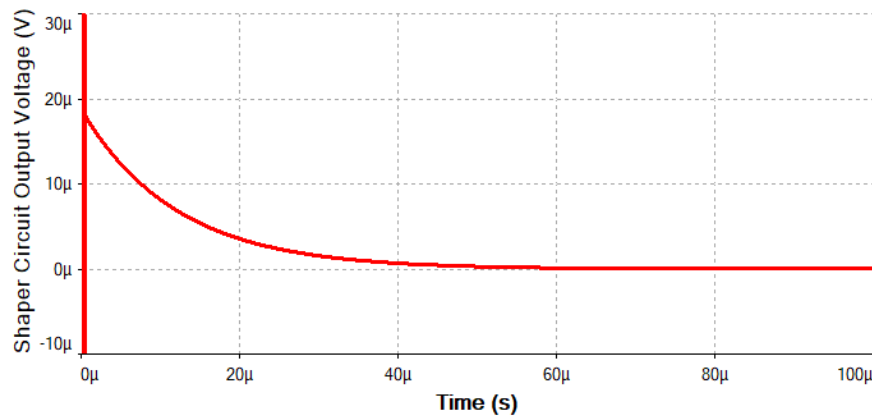


Figura 14: Expansão do pulso de saída do *Shaper*.

como WF2, conforme a equação (9). O filtro de Wiener que foi parametrizado utilizando apenas 7 amostras em trabalhos anteriores (Andrade Filho et al., 2015; Luz et al., 2016; Gonçalves et al., 2020; Peralva et al., 2020) é denominado WF1.

O conjunto \mathcal{V} foi dedicado para teste de eficiência dos filtros para comparação. Para analisar a margem de erro das métricas de desempenho no conjunto de teste, o conjunto de teste \mathcal{V} foi dividido em $k = 10$ subconjuntos. Essa abordagem possibilita a avaliação das variações nos resultados e a quantificação da incerteza associada às métricas de erro.

Desta maneira é possível comparar o desempenho dos filtros na situação mais realística, sabendo-se que a diferença entre eles é apenas o ajuste do conjunto de dados para parametrização, devido a consideração do novo pulso característico do sistema de leitura. Além disso, ainda comparam-se os resultados de WF1 e WF2 com o OF.

No intuito de assimilar a informação do *undershoot* do novo pulso característico escolheu-se a quantidade de 100 amostras, por inspeção gráfica, isso perfaz o tempo de pulso de $2.5 \mu s$. Há um aumento significativo da quantidade de amostras do pulso característico, em relação as 7 amostras que eram utilizadas nas primeiras aplicações do WF1.

4.3 Análise de Eficiência e Comparação do Ajuste do Filtro de Wiener

Para a análise de eficiência do filtro de Wiener, em comparação ao OF são utilizadas três métricas de erro, que é calculado pela diferença entre o valor desejado e o valor estimado: o pico da distribuição de erro, caracterizado pelo moda do erro (MODE) para intervalos de erro de 3, 5; a raiz do erro quadrático médio (RMSE); e o desvio padrão do erro (STDE). Estas métricas de erro caracterizam a dispersão e a tendência associada aos filtros.

A fim de demonstrar o comportamento do histograma do erro associado a cada método, a Figura 15 mostra o erro de estimação, em contagem ADC, cujos valores MODE, RMSE e STDE são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1: Resultados de dispersão (STDE), raiz do erro quadrático médio (RMSE) e valor do erro de maior frequência (MODE).

	MODE	STDE	RMSE
OF	$-15,50 \pm 0,40$	$20,32 \pm 0,22$	$20,34 \pm 0,22$
WF1	$-4,53 \pm 0,30$	$14,08 \pm 0,15$	$16,16 \pm 0,21$
WF2	$-1,14 \pm 0,21$	$3,68 \pm 0,10$	$3,81 \pm 0,09$

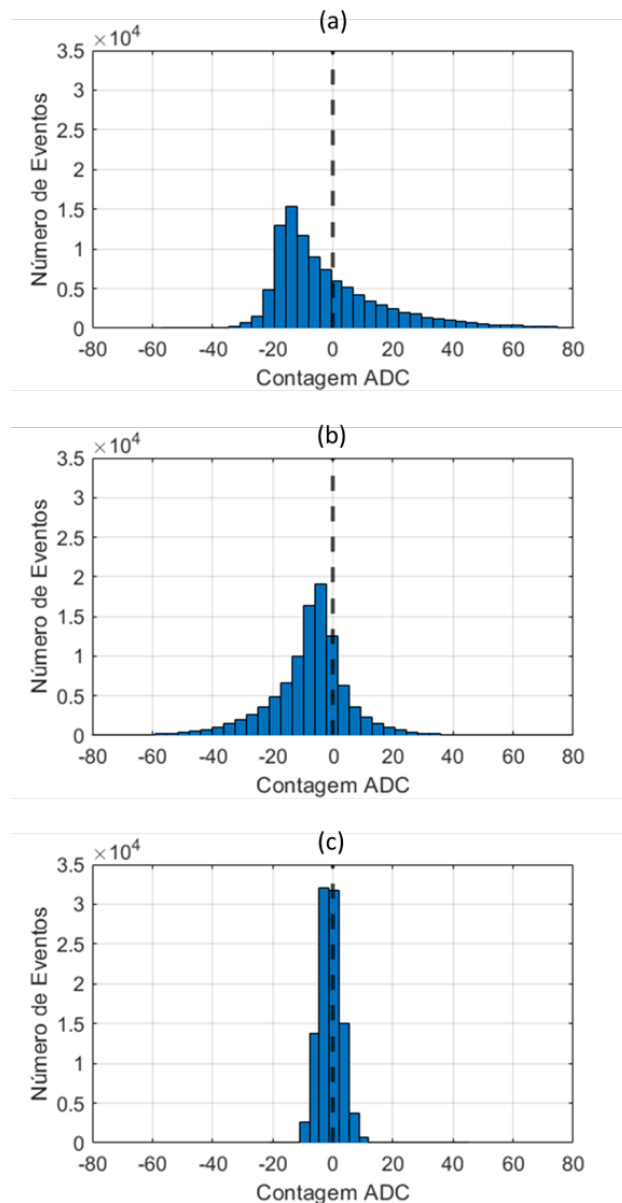


Figura 15: Distribuições de erro para os estimadores de energia OF (a), WF1 (b) e WF2 (c).

Os valores negativos da moda do erro são resultado do *undershoot*, nos dados do conjunto de teste. Devido ao fato do WF1 ser parametrizado com um conjunto de dados que já representa essa característica, ele é capaz de diminuir a tendência no erro em relação aos outros filtros. Além disso, o *undershoot* combinado ao *pileup* aumentam a dispersão dos métodos que não foram parametrizados para tal condição. No caso do OF, a teoria para o seu desenvolvimento não é capaz de prever esses efeitos, enquanto que o WF1 apresenta os resultados degradados, pois o conjunto de dados de parametrização deste não representa o *undershoot*. Vale notar que o OF apresentou menor dispersão, na presença de variações significativas em relação ao contexto para o qual ele foi projetado, o que não ocorreu com o WF1, mas o OF apresentou uma tendência maior que todos os outros métodos de estimação de energia.

Uma vez que o WF2 apresenta a menor moda, menor erro médio quadrático e menor desvio padrão, a eficiência do método proposto para a estimação de energia supera o método atual e caracteriza a importância do pulso característico, e o ajuste dos dados as peculiaridades da

cadeia de leitura.

5. CONCLUSÃO

Mostrou-se neste trabalho, que o circuito da eletrônica de leitura no *frontend* do TileCal apresenta dois efeitos indesejados, que foram pouco explorados em análises anteriores: um longo *undershooting* e oscilações de subamortecimento após o estímulo ao sensor. Tais características se propagam no sistema de leitura, de forma a afetar novas medições.

A possibilidade de modelar os efeitos do circuito de leitura foi explorada, neste trabalho, de maneira a ajustar um filtro de Wiener para o contexto deste sistema de leitura, pois tanto o filtro de Wiener (WF1), como a recente proposta para o TileCal, quanto o método tradicional do TileCal (OF), não foram projetados para atuarem na presença de *undershooting* e oscilações do circuito de leitura.

Tratando o contexto mais realista, que difere da proposta de projeto do OF e do WF1, ambos degradam seu resultados. Enquanto o OF apresentou maior tendência de dados, o WF1 apresentou maior dispersão. No entanto, o WF2 projetado para operar na presença dos efeitos do sistema de leitura apresentou os melhores resultados tanto em relação a dispersão, quanto em relação a tendência, o que reforça a validade da filtragem de Wiener para estimação de energia no TileCal.

Agradecimentos

Os autores agradecem a FAPERJ, FAPEMIG, CNPq, CAPES e RENAFAP pelo suporte para a realização deste trabalho.

Referências

- Aguirre, Luis Antonio (2013), "Fundamentos de instrumentação", *Luis Antonio Aguirre*.
- Anderson, K, Gupta, A, Merritt, F, Oreglia, M, Pilcher, J, Sanders, H, Shochet, M, Tang, F, Teuscher, R, Wu, H, et al. (2005), "Design of the front-end analog electronics for the ATLAS tile calorimeter", *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, volume 551, number 2-3, 469-476, Elsevier.
- Anderson, K, Pilcher, J, Sanders, H, Tang, F, Berglund, S, Bohm, C, Holmgren, SO, Jon, K, Blanchot, G, Cavalli-Sforza, M (1998), "Front-end electronics for the ATLAS Tile calorimeter", *Proceedings of Fourth Workshop on Electronics for LHC Experiments, Rome*, p239.
- Andrade Filho, Luciano M. de, Peralva, Bernardo S, de Seixas, José M, Cerqueira, Augusto S (2015), "Calorimeter response deconvolution for energy estimation in high-luminosity conditions", *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, number 6, 3265-3273, IEEE.
- ATLAS (1996), "ATLAS tile calorimeter: Technical design report", CERN.
- Chapman, John (2011), "ATLAS simulation computing performance and pile-up simulation in ATLAS", *LPCC Detector Simulation Workshop*.
- Duarte, JPBS, Andrade Filho, LM, Seixas, JM (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).
- Gonçalves, Dayane Oliveira, de Souza Oliveira, Mariana, Andrade, Luciano, Cerqueira, Augusto S, de Seixas, José (2020), "Fusão de Dados com Sensores com Geometria e Granularidade Distintas em Ambiente de Alta Taxa de Eventos", *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais*.
- Haykin, Simon S (2008), "Adaptive filter theory", Pearson Education India.
- Hayt Jr, William H, Kemmerly, Jack E, Durbin, Steven M (2014), "Análise de Circuitos em Engenharia-8", AMGH Editora.

- Kay, Steven M (2013), "Fundamentals of statistical signal processing: Practical algorithm development", volume 3, Pearson Education.
- Knoll, Glenn F (2010), "Radiation detection and measurement", John Wiley & Sons.
- Leo, William R (2012), "Techniques for nuclear and particle physics experiments: a how-to approach", Springer Science & Business Media.
- Luz, IA dos S, Eduardo Filho, FS, Farias, Paulo CMA, Beck, Matheus, Andrade, Luciano M, Duarte, Joao Paulo BS, de Seixas, José M (2016), "Sistema para redução da sobreposição de sinais em calorimetria de altas energias em operação com alta taxa de eventos", *Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automação*, 4.
- Nóbrega, Fábio Kopp, Mackedanz, Luiz Fernando (2013), "O LHC (Large Hadron Collider) e a nossa física de cada dia", *Revista Brasileira de Ensino de Física*, volume 35, number 1, 1-11, SciELO Brasil.
- Ogata, Katsuhiko (2010), "Modern control engineering", volume 5, Prentice hall Upper Saddle River, NJ.
- Peralva, Bernardo S, Luciano Filho, MA, Cerqueira, Augusto S, de Seixas, José M. (2020), "Desempenho de Algoritmos de Estimação de Energia para o Calorímetro de Telhas do Experimento ATLAS", *Congresso Brasileiro de Automação-CBA*, volume 2.
- Santurio, Eduardo Valdes (2020), "Performance of the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter Demonstrator system for the Phase-II upgrade facing the High-Luminosity LHC era", *arXiv preprint arXiv:2010.14980*.
- Seixas, Jose and Peralva, Bernardo Sotto-Maior (2015), "The TileCal Energy Reconstruction for LHC Run2 and Future Perspectives", *ATL-COM-TILECAL-2015-066*.
- Svoboda, James A, Dorf, Richard C (2013), "Introduction to electric circuits", John Wiley & Sons.

APPLICATION OF WIENER FILTERS FOR ENERGY RECONSTRUCTION OF THE ATLAS HADRONIC CALORIMETER

Abstract. *This work presents the analysis of the readout circuit of the Hadronic Calorimeter of the ATLAS, at the LHC, to provide an appropriate adjustment of the data used to parameterize the energy estimation filters. The datasets used so far did not consider properties that altered the pattern of the signals, so it is expected greater efficiency in energy estimation, by adapting the data models. Specifically, the use of the Wiener filter is proposed, which has already been presented as the ideal candidate method for the energy estimation task in ATLAS Hadronic Calorimeter.*

Keywords: *Signal Estimation; Wiener Filtering; Electronic Instrumentation; High-Energy Calorimetry; Circuit Analysis.*