

08 a 11 de Outubro de 2018  
Instituto Federal Fluminense  
Búzios - RJ

## ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DE MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ENERGIA UTILIZANDO UM CALORÍMETRO DE ALTAS ENERGIAS OPERANDO EM CONDIÇÕES DE EMPILHAMENTO DE SINAIS

**Gabriel Cezar De Biase**<sup>1</sup> - biasegabriel@gmail.com

**Lucas de Sousa Gomes Nolla**<sup>1</sup> - lucasnolla@outlook.com.br

**Navar Nunes da Silva**<sup>1</sup> - capunche@hotmail.com

**Bernardo Sotto-Maior Peralva**<sup>1</sup> - bernardo@iprj.uerj.br

<sup>1</sup>Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Instituto Politécnico, Nova Friburgo, RJ, Brasil

**Resumo.** *Em experimentos modernos de física de altas energias, o sistema de calorimetria exerce um papel crucial na detecção e identificação de partículas. Tipicamente, os calorímetros possuem milhares de canais de leitura e são construídos para absorver e amostrar a energia de partículas com as quais ele interage. O sinal produzido pela eletrônica de leitura é condicionado e apresenta uma forma fixa, de modo que a amplitude seja proporcional a energia depositada pela partícula. Desta forma, o problema de estimação da energia consiste em estimar a amplitude de um pulso imerso em ruído aditivo. Entretanto, em condições de alta taxa de eventos, como as encontradas no LHC (Large Hadron Collider), colisões adjacentes podem ser observadas em um mesmo canal de leitura, distorcendo o pulso devido ao empilhamento de sinais. Este trabalho apresenta uma análise da eficiência do método atualmente empregado no Calorímetro de Telhas do ATLAS no LHC, chamado OF (Optimal Filter) operando em condições de empilhamento de sinais. Diversas condições de empilhamento de sinais foram simuladas e a eficiência do método OF é confrontada com um método alternativo baseado no estimador de máxima verossimilhança.*

**Palavras-chave:** *Estimação de parâmetros, Filtro ótimo, Empilhamento de sinais, Física de altas energias.*

### 1. INTRODUÇÃO

Métodos para estimação de parâmetros têm sido amplamente utilizados em diversas áreas, tais como telecomunicações, instrumentação e física experimental (Bos (2007)). Um sinal que carrega alguma informação é normalmente corrompido por ruído aditivo indesejado, que prejudica a estimação e interpretação dos parâmetros de tal sinal, tais como amplitude e fase. Essencialmente, a tarefa de estimação de parâmetros consiste em medir com precisão alguma quantidade física, visando extrair a informação desejada a partir do sinal recebido.

Em problemas de estimação da amplitude de um sinal, filtros digitais lineares de resposta rápida são extensivamente empregados em aplicações *online* e *offline* (Stoica (2000)). Por outro lado, em condições severamente adversas, onde componentes não lineares estão presentes no sinal recebido, a eficiência de tais métodos é reduzida, introduzindo tendências e aumentando a incerteza na medida do parâmetro de interesse. Soluções baseadas em estimadores não lineares são frequentemente utilizadas (Peralva (2017)), mas podem apresentar complexidade de implementação e podem apresentar limitações de recursos para operação *online*.

No contexto de física de altas energias, colisores de partículas são construídos para observar fenômenos e partículas raras. Tais colisores possuem sistemas de calorimetria que exercem papel fundamental nas descobertas, visto que fornecem a informação da energia para a reconstrução das partículas resultantes das colisões (Wigmans (2000)). As informações fornecidas pelos sistemas de calorimetria têm impacto direto na identificação de diferentes partículas e nas análises físicas desenvolvidas nos experimentos. Este trabalho propõe analisar o método para estimação da energia atualmente empregado no calorímetro hadrônico (TileCal) (Francavilla (2012)) do experimento ATLAS (The ATLAS Collab. (2008)), que é um dos principais detectores do LHC (*Large Hadron Collider*) (Evans (2008)), localizado no CERN (*European Organization for Nuclear Research*). O LHC opera com alta taxa de eventos, colidindo feixes de prótons a cada 25 ns. Através do ATLAS e do LHC, foi possível observar a existência de uma partícula compatível com o bóson de Higgs (The ATLAS Collab. (2012)).

No TileCal, as partículas hadrônicas provenientes das colisões interagem com o material pesado do calorímetro, depositando energia que é amostrada por telhas cintilantes alocadas entre o material pesado. A luz proveniente das telhas cintilantes é transmitida por fibras óticas até células fotomultiplicadoras (PMTs), que convertem a luz em sinal elétrico. Um circuito conformador de sinal recebe o sinal analógico de saída das PMTs e fornece um pulso com amplitude proporcional à energia depositada de aproximadamente 150 ns (ver Fig. (1)), o qual é amostrado numa taxa de 40 MHz (Anderson (1998)). Desta forma, a energia pode ser medida através da estimação da amplitude das amostras do pulso.

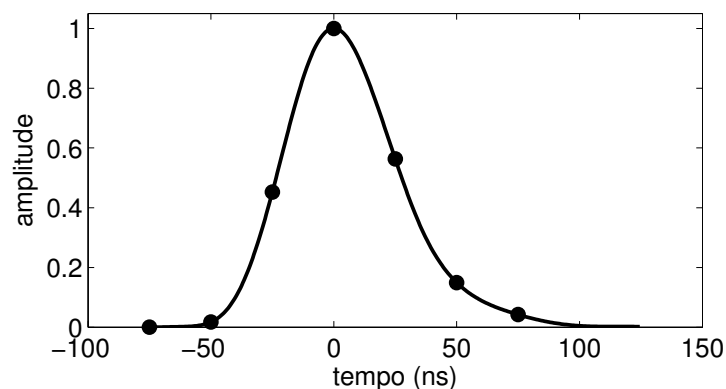


Figura 1- Pulso do TileCal normalizado. As amostras digitais são representadas pelos sete pontos.

Visto que o LHC opera colisões a cada 25 ns e o pulso do TileCal possui 150 ns de largura, o efeito de empilhamento de sinais pode ser observado caso partículas provenientes de colisões adjacentes depositem energia em um mesmo canal de leitura. Este efeito distorce o sinal recebido, degradando a eficiência de estimação da energia pelos métodos atualmente utilizados.

Na próxima seção, os métodos utilizados atualmente para estimação da energia no TileCal são descritos. Na Seção 3, os métodos são aplicados a conjuntos de dados que simulam diversas

condições de empilhamento de sinais e da relação sinal-ruído encontradas no TileCal. Por fim, as conclusões são apresentadas na Seção 4.

## 2. ESTIMAÇÃO DE ENERGIA

Em calorimetria, os métodos mais difundidos atualmente se baseiam em técnicas para a minimização da variância e estimação do parâmetro amplitude (Kay (2006)). Portanto, os estimadores correspondem a modelos lineares e a estimação do parâmetro  $\hat{\theta}$ , por exemplo, é realizada por:

$$\hat{\theta} = \sum_{k=0}^{N-1} w[k]x[k] \quad (1)$$

em que  $w[k]$  são os coeficientes do filtro linear,  $x[k]$  representam as amostras digitais do sinal recebido e  $N$  é o número de amostras disponíveis. Vale ressaltar que estimadores são projetados para fornecerem a medida do parâmetro de interesse com a menor dispersão (erro) possível, e sem introduzir nenhuma tendência. Ou seja, o valor esperado da estimativa de  $\hat{\theta}$  deve ser igual ao valor do parâmetro a ser estimado  $\theta$ :

$$E(\hat{\theta}) = \theta. \quad (2)$$

### 2.1 Filtro Ótimo

Uma das formulações de estimação, chamada de Filtro Ótimo (OF, do inglês, *Optimal Filter*) se baseia na estimação da amplitude sujeita a restrições (Fullana (2006)). Uma dessas restrições está associada à aproximação da forma do pulso por uma série de Taylor de Primeira ordem. Assim, segue que:

$$x[k] = Ag[k] - A\tau\dot{g}[k] + n[k] + ped \quad k = 1, 2, \dots, N - 1 \quad (3)$$

em que  $x[k]$  representa a amostra digital recebida no instante  $k$  e  $N$  corresponde ao número de amostras disponíveis (sete no caso do TileCal). A amplitude  $A$  é o parâmetro a ser estimado enquanto  $n[k]$  representa o ruído de fundo.

Como o ruído de fundo no ATLAS é composto principalmente por ruído eletrônico, ele pode ser modelado por uma distribuição Gaussiana. Os parâmetros  $g[k]$  e  $\dot{g}[k]$  correspondem, respectivamente, às amostras do pulso de referência do TileCal e sua derivada (aproximação linear para a fase do pulso), enquanto o parâmetro  $\tau$  é a fase do sinal. A variável  $ped$  corresponde ao pedestal e é um parâmetro constante adicionado ao sinal analógico antes da digitalização. A estimação da amplitude do sinal de interesse pode ser realizada através de uma soma ponderada, prescrita pela Eq. (4), assim temos:

$$\hat{A}_{of} = \sum_{k=0}^{N-1} w_{of}[k]x[k] \quad (4)$$

em que  $w_{of}[k]$  serão os coeficientes do filtro. Estes coeficientes são obtidos a partir do pulso de referência do canal e da matriz de covariância do ruído neste respectivo canal.

O procedimento de otimização tem como objetivo minimizar a variância da distribuição da estimação da amplitude. Assim, este método seria ótimo para sinais determinísticos corrompidos por ruído gaussiano. Os coeficientes são calculados através da minimização da variância do estimador na reconstrução da amplitude, da fase e do pedestal.

Como o intuito é minimizar a variância, podemos usar o método dos multiplicadores de Lagrange, resultando no seguinte sistema:

$$\begin{aligned}
 \sum_{k=0}^{N-1} w_{of} g[k] &= 1 \\
 \sum_{k=0}^{N-1} w_{of} \dot{g}[k] &= 0 \\
 \sum_{k=0}^{N-1} w_{of} &= 0 \\
 \sum_{j=0}^{N-1} w_{of} C[k, j] - \lambda g[k] - \epsilon \dot{g}[k] - \kappa &= 0
 \end{aligned} \tag{5}$$

em que  $\lambda$ ,  $\epsilon$  e  $\kappa$  são os multiplicadores de Lagrange e  $C[k, j]$  é a matriz de covariância do ruído. Resolvendo o sistema acima obteremos os multiplicadores de Lagrange e os coeficientes do método OF.

## 2.2 Estimador de Máxima Verossimilhança

Alternativamente, o problema da estimação de parâmetros pode ser abordado através da maximização da densidade de probabilidade do sinal recebido  $p(\mathbf{s}|\hat{A}_{mle})$ . O valor de  $\hat{A}_{mle}$  que maximiza  $p(\mathbf{s}|\hat{A}_{mle})$  é a melhor estimativa para a amplitude do sinal recebido. Este método alternativo é chamado de MLE (do inglês, *Maximum Likelihood Estimator*)(Kay (2006)), e pode ser definido como:

$$\frac{\partial p(\mathbf{s}|\hat{A}_{mle})}{\partial A} = 0. \tag{6}$$

Visto que o sinal produzido pela eletrônica do TileCal é validado por um complexo sistema de calibração, o desenvolvimento do método MLE assume  $\tau = 0$  e o valor do pedestal é subtraído assim que as amostras digitais são recebidas. Desta forma, o modelo utilizado pelo método MLE pode ser representado por:

$$\mathbf{s} = A\mathbf{g} + \mathbf{n} \tag{7}$$

em que  $A$  representa a amplitude do sinal recebido, o vetor  $\mathbf{g}$  corresponde ao pulso de referência do TileCal,  $\mathbf{n}$  são as amostras do ruído, e  $N = 7$  para o caso do TileCal.

Para o caso particular em que as amostras do ruído possam ser modeladas por uma distribuição gaussiana multivariável com uma matriz de covariância  $\mathbf{C}$ , o operador logaritmo aplicado na derivada da função densidade de probabilidade resulta na seguinte expressão:

$$\frac{\partial p(\mathbf{s}|\hat{A}_{mle})}{\partial A} = \frac{-1}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}} \frac{(\mathbf{s} - A\mathbf{g})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{s} - A\mathbf{g})}{2} \tag{8}$$

Igualando a Equação (8) a zero, e resolvendo a expressão para  $A_{mle}$ , a estimativa da amplitude do sinal recebido é dada por:

$$\hat{A}_{mle} = \frac{\mathbf{s}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{g}} = \sum_{k=0}^{N-1} s[k] w_{mle}[k] \quad (9)$$

### 3. RESULTADOS

A fim de avaliar a eficiência de estimação dos métodos OF e MLE em condições adversas de ruído, diferentes cenários de empilhamento de sinais foram simulados, visando caracterizar a eficiência de estimação da energia no TileCal para diferentes níveis de ocupação do canal de leitura. O parâmetro ocupância corresponde à probabilidade de uma partícula incidir num determinado canal de leitura para uma dada colisão, depositando parte de sua energia e produzindo um sinal de leitura válido. Neste trabalho, não foram utilizados dados experimentais adquiridos durante a operação nominal do LHC.

#### 3.1 Dados simulados

O conjunto de dados utilizados neste trabalho é baseado em simulação utilizando as características dos sinais encontrados no TileCal. O modelo utilizado é o mesmo descrito na Equação (3). O objetivo é verificar a eficiência sob diferentes condições de ocupância e relação sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal-to-Noise Ratio*). Para simular a amplitude do sinal de interesse, uma distribuição exponencial com média igual a 300 contagens de ADC foi utilizada (ou, do inglês *ADC counts*). Já para simular o ruído, uma distribuição gaussiana de média zero e desvio padrão igual a 1 contagem de ADC foi utilizada, reproduzindo o ruído típico em canais de leitura encontrado no TileCal. Vale ressaltar que, para o TileCal, 1 MeV (Mega-elétron Volt, unidade de energia) equivale a aproximadamente 12 contagens de ADC.

Para o ruído de empilhamento de sinais foi utilizada uma distribuição exponencial, em que a média é variada visando analisar diferentes condições de SNR. O valor da SNR é calculado como sendo a razão entre a média da exponencial utilizada para simular o sinal  $\mu_s$  de interesse e a média da exponencial utilizada para simular o sinal empilhado  $\mu_e$ , proveniente de colisões adjacentes:

$$SNR = \frac{\mu_s}{\mu_e}. \quad (10)$$

Ou seja, quanto menor o valor de SNR, pior é a condição de estimação da amplitude. Foram utilizadas condições com a SNR variando entre 3 e 30. Para cada condição de SNR, foram gerados 10.000 sinais em que metade corresponde ao conjunto de desenvolvimento (utilizada para o projeto dos estimadores OF e MLE), e a outra metade é denominada conjunto de teste, que tem o objetivo de testar a eficiência dos métodos.

Vale destacar que o conjunto de desenvolvimento, utilizado para o projeto dos métodos, não possui o sinal de interesse presente nos eventos. Visto que os projetos dos estimadores utilizam a matriz de covariância do ruído  $\mathbf{C}$  (ver Eq. (5) e Eq. (9)), este conjunto possui somente ruído eletrônico e ruído de empilhamento de sinais. O sinal de referência  $\mathbf{g}$  (ilustrado na Fig. (1)) e  $\mathbf{g}'$  corresponde ao pulso e sua derivada, respectivamente.

Vale ressaltar que, conforme descrito nas seções anteriores, os métodos OF e MLE são projetados assumindo o ruído como gaussiano. Entretanto este não é o caso quando o LHC opera

em altas luminosidades e o efeito do empilhamento de sinais (descrito por uma distribuição exponencial) é presente. Desta forma, os modelos utilizados para a geração do sinal e os projetos dos estimadores OF e MLE não são os mesmos.

### 3.2 Análise de eficiência

A eficiência de estimação da energia é medida através do desvio padrão extraído da distribuição do erro de estimação. O erro de estimação é calculado pela diferença entre o valor estimado da amplitude pelos métodos e o valor real da amplitude (conhecido da simulação). O valor do erro é apresentado em termos de contagens de ADC (ADC counts).

Primeiramente, foi analisado o erro de estimação em função da ocupância do canal de leitura. Para tal, foi utilizado o conjunto de dados com SNR=30. A Fig. 2 mostra o erro para cada método considerando diferentes valores de ocupância para SNR=30. Pode ser observado uma melhora expressiva quando a matriz de covariância do ruído é utilizada no procedimento de otimização e cálculo dos coeficientes dos métodos OF e MLE. Ou seja, apesar do efeito de empilhamento de sinais introduzir componentes não-lineares no ruído, a matriz de covariância do ruído absorve consideravelmente as incertezas presentes no ruído, aumentando o desempenho dos métodos.

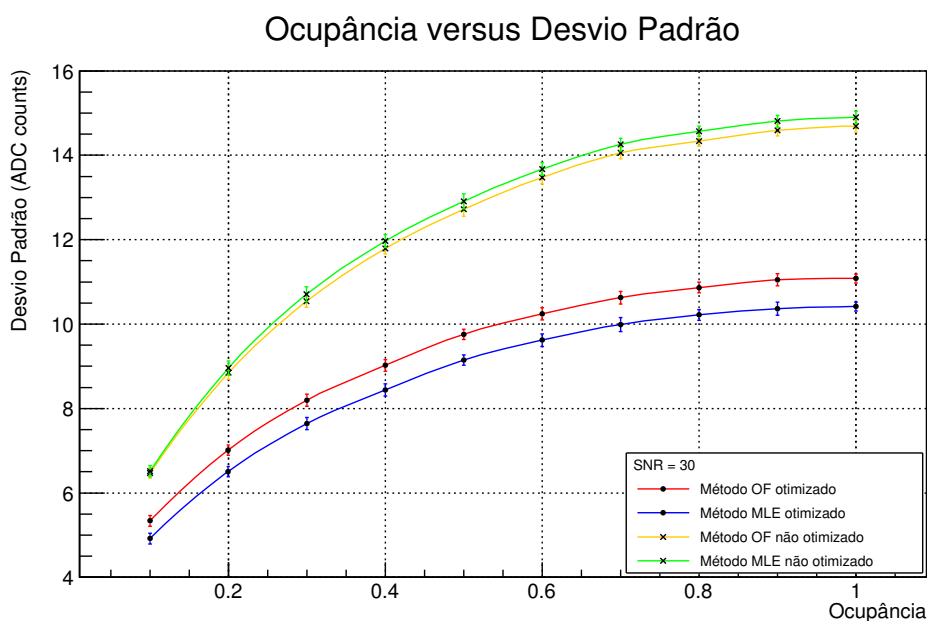


Figura 2- Erro de estimação associado aos métodos MLE e OF sob diferentes níveis de empilhamento de sinais (ocupância), considerando uma SNR de 30.

Adicionalmente, o método MLE apresentou uma eficiência superior ao método OF para as versões otimizadas. Tal diferença pode ser explicada pelo fato do método OF utilizar restrições durante o procedimento de otimização (ver Eq. (5)) enquanto o MLE não utiliza restrições para encontrar o melhor conjunto de coeficientes. Vale ressaltar que para os métodos não otimizados, em que a matriz de covariância correta do ruído não é utilizada, os métodos apresentam desempenho similares devido ao ruído não ser corretamente caracterizado pela matriz identidade, e a eficiência dos métodos é degradada conforme mostrado na Fig. (2).

Em seguida, a eficiência dos métodos em função da SNR foi analisada para a ocupância de 20%. Este valor de ocupância representa as condições encontradas na maioria dos canais de leitura do TileCal considerando as configurações de operação atuais do LHC. A Fig. (3) mostra o comportamento da eficiência para diversos valores de SNR. Como esperado, para valores baixos de SNR, os métodos apresentam baixa eficiência visto que, em condições de baixa SNR, a estimação da amplitude do sinal imerso no ruído de empilhamento de sinais se torna mais difícil.

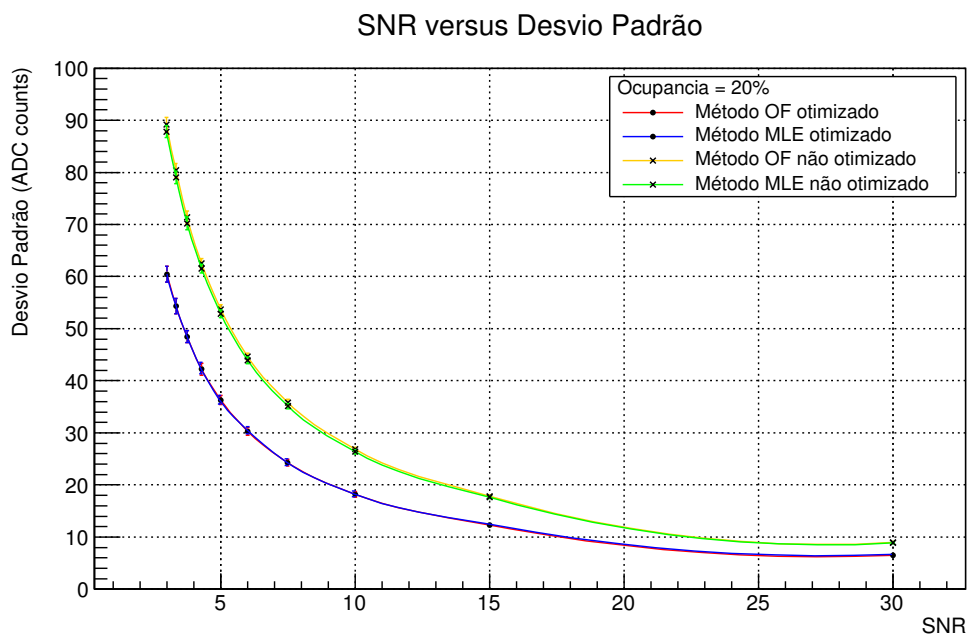


Figura 3- Erro de estimação dos métodos MLE e OF para diferentes valores de SNR, considerando uma ocupância de 20%.

#### 4. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma análise comparativa de eficiência entre os métodos atualmente empregados no calorímetro de telhas (TileCal) do ATLAS no LHC. Considerando o conjunto de dados simulados, pôde-se observar que o método MLE otimizado se mostrou mais eficiente, uma vez que o erro de estimação é menor para toda faixa de ocupância e SNR quando comparado ao método OF. Apesar disso, para valores baixos de SNR, o erro de estimação aumenta exponencialmente. Vale destacar que o uso da matriz de covariância do ruído durante o procedimento de otimização dos métodos OF e MLE diminuiu notadamente o desvio padrão associado ao erro de estimação da amplitude. Desta forma, considerar a influência do empilhamento de sinais nos métodos de estimação utilizados se mostrou importante, principalmente no caso do algoritmo OF que exprime uma forte dependência da premissa gaussiana para o modelo do ruído.

Dado o cenário de alta luminosidade previsto para as futuras tomadas de dados do LHC, os trabalhos futuros se concentrarão na modelagem do ruído de empilhamento de sinais, visando caracterizar corretamente o ruído. Embora o projeto do filtro OF seja limitado a ruído gaussiano, o método MLE pode ser projetado de forma ótima através do uso da descrição correta do ruído

não-gaussiano proveniente do empilhamento de sinais. Adicionalmente, algoritmos baseados em desconvolução de sinais e métodos baseados em aprendizado de máquina também serão avaliados.

### **Agradecimentos**

Os autores agradecem ao CNPq, CAPES, FAPERJ, RENAVAL e a UERJ pelo apoio.

### **Referências**

- Bos A., *Parameter Estimation for Scientists and Engineers*, Wiley-Interscience, 1 edição, 2007.
- Stoica P. *et al.*, Amplitude estimation of sinusoidal signals: survey, new results, and an application, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol.48, no.2, pp.338-352, 2000.
- Peralva B. S. *et al.*, Nonlinear Correction for an Energy Estimator Operating at Severe Pile-Up Conditions. *Studies in Computational Intelligence. 1ed.: Springer International Publishing*, v. 664, p. 87-107, 2017.
- Livingston M. S., Blewett J., *Particle Accelerators*, McGraw-Hill, 1969.
- The ATLAS Collaboration, Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC, *Physics Letters B*, v. 716, pp. 1-29, 2012.
- The Atlas collaboration. The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider, *Journal of Instrumentation*, JINST 3 S08003, 2008. DOI:10.1088/1748-0221/3/08/S08003
- Evans L. and Bryant P. (editors), *LHC Machine*, JINST 3 S08001, 2008.
- Anderson K. *et al.*, *Front-end Electronics for the ATLAS Tile Calorimeter*, Proceedings of Fourth Workshop on Electronics for LHC Experiments, Rome, 1998.
- Wigmans R., *Calorimetry - Energy Measurement in Particle Physics*, Oxford University Press, 2000.
- Francavilla P., The ATLAS Tile Hadronic Calorimeter Performance at the LHC, *J.Phys.: Conf. Ser.*, v.404, pp. 012007, 2012. DOI:10.1088/1742-6596/404/1/012007.
- Fullana E. *et al.*, Digital Signal Reconstruction in the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter, *IEEE Transaction On Nuclear Science*, v.53, n.4, pp. 2139-2143, 2006. DOI:10.1109/TNS.2006.877267.
- Kay S., *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, Pearson, Kingston, Rhode Island, 2006.



## EFFICIENCY ANALYSIS OF ENERGY ESTIMATION METHODS USING A HIGH-ENERGY CALORIMETER OPERATING IN SIGNAL PILE-UP CONDITIONS

**Abstract.** *In modern high-energy physics experiments, the calorimetry system plays a crucial role in the detection and identification of particles. Typically, calorimeters have thousands of read-out channels and are built to absorb the energy deposited by particles. The signal produced has a fixed shape so that the amplitude is proportional to the energy deposited by the particle. Hence, the energy estimation problem is estimating the amplitude of a pulse immersed in additive noise. However, under high-luminosity conditions, such as those found in the Large Hadron Collider (LHC), adjacent collisions in the same read-out channel deteriorate the signal due to pile-up effect. This work provides an efficiency analysis of the method currently used on ATLAS Tile calorimeter at LHC, called OF (Optimal Filter) under signal stacking conditions. Several pile-up noise conditions have been simulated. The OF method efficiency is compared with an alternative method based on the maximum likelihood estimator.*

**Keywords:** *Parameter estimation, Optimal filter, Signal pile-up, High-energy physics.*