Análise de Influência do Circuito de Condicionamento de Sinal do Calorímetro Hadrônico do ATLAS pelo Método de Monte Carlo

Tiago M. Quirino * **Pedro H. Braga Lisboa** ** **Caio W. Lopes** *
Allec Nunes * **Luciano M. de Andrade Filho** ***
José Manoel de Seixas **

* *Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, RJ, (e-mails: tiago.quirino@uerj.br; caiowlopes1997@gmail.com ; nunes.allec@graduacao.uerj.br).*
** *Laboratório de Processamento de Sinais, Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ (e-mail: pedro.lisboa@lps.ufrj.br; natmourajr@lps.ufrj.br; seixas@lps.ufrj.br)*
*** *Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG (e-mail: luciano@cern.ch)*

Abstract: This work presents an analysis using the Monte Carlo method of the variation in the parameters of the reading circuits of the ATLAS Hadronic Calorimeter, used at the Large Hadron Collider (LHC). Investigate how variations in the values of circuit components affect the amplitude of the response pulse, a crucial characteristic for the precision of the energy concentration of the detected particles. The study specifies which components have the greatest influence on the circuit's output and estimates the impact that the variation of a single component can have on the final pulse. In this way, the uncertainty of the measurement as a result of the reading circuit is determined.

Resumo: Este trabalho apresenta a análise de influência pelo método Monte Carlo da variação dos parâmetros dos circuitos de leitura do Calorímetro Hadrônico do ATLAS, utilizado no Grande Colisor de Hádrons (LHC). Investiga-se como as variações dos valores dos componentes dos circuitos afetam a amplitude do pulso de resposta, uma característica crucial para a precisão das medições de energia das partículas detectadas. O estudo especifica quais parâmetros exercem maior influência sobre a saída do circuito e estima o impacto que a variação de um único componente pode ter sobre o pulso final. Foi possível determinar os componentes mais sensíveis no circuito pela métrica de correlação de Pearson.

Keywords: Monte Carlo Method, Sensitivity Analysis, Electronic Instrumentation, High Energy Calorimetry.

Palavras-chaves: Método Monte Carlo, Análise de Sensibilidade, Instrumentação Eletrônica, Calorimetria de Altas Energias.

1. INTRODUÇÃO

Experimentos em física de partículas são fundamentais para o avanço científico e tecnológico. Essas pesquisas buscam desvendar os mistérios da matéria, da energia, do espaço e do tempo, que têm impacto em diversas áreas do conhecimento. Para que as descobertas científicas sejam válidas é necessário um sistema de instrumentação com baixo grau de incerteza e que seja conhecido.

O CERN (*Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire*) é a organização mais proeminente no campo da física de partículas, e o Brasil tornou-se o primeiro estado-membro associado da América do Sul em março de 2024. A reputação do CERN foi ainda mais solidificada após a descoberta do Bóson de Higgs em 2012, um marco na física que levou à conquista de um Prêmio Nobel. Essa descoberta representou um avanço significativo na compreensão do mecanismo que confere massa às partículas elementares.

A principal fonte dos experimentos para colisão de partículas no CERN é o Grande Colisor de Hádrons (LHC, *Large Hadron Collider*), onde dois feixes de prótons colidem frontalmente, alcançando uma energia de centro de massa de 14 TeV, gerando milhões de colisões por segundo, o que permite o estudo de partículas raras oriundas das colisões.

As colisões são realizadas em quatro pontos específicos, onde os detectores TLAS (*A ToroidaL AparatuS*), CMS (*Compact Muon Solenoid*), ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*) e LHC-B (*Large Hadron Collider Beauty*) são instalados para medir os eventos. Cada detector tem propósito distinto no estudo da física de partículas.

O ATLAS é um detector de propósito geral com diversos sistemas projetados para estudar uma variedade de fenômenos físicos. Sua composição é apresentada na Figura 1, em que quatro subdetectores que medem propriedades específicas das partículas produzidas: o detector de trajetórias, os calorímetros eletromagnético e hadrônico, e o espectrômetro de múons.

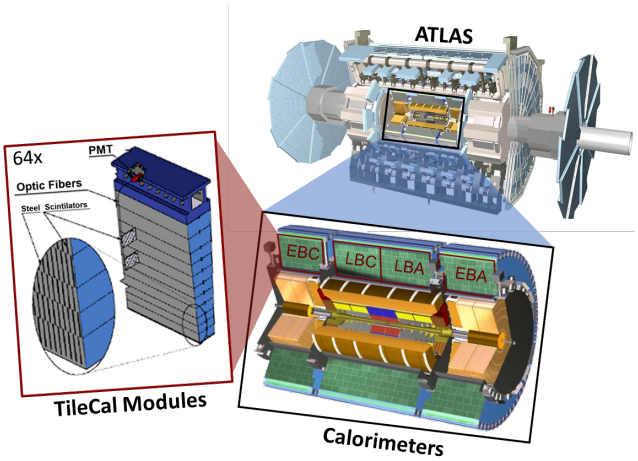

Figura 1. O detector ATLAS, seus calorímetros e o módulo do calorímetro hadrônico. Ajustado de Santurio (2020).

Os calorímetros medem os níveis de deposição de energia das partículas, estão localizados nas camadas intermediárias do ATLAS. As partículas mais leves que interagem eletromagneticamente, são medidas no calorímetro de Argônio Líquido (LAr), enquanto os hádrons que são partículas mais pesadas são medidas no Calorímetro de Telhas (TileCal).

Este trabalho foca no sistema de leitura do TileCal, que é composto por 64 módulos intercalados de aço e telhas plásticas cintilantes, dispostos em quatro barris cilíndricos ao redor do ponto de colisão. O aço serve para absorver parte da energia da partícula, enquanto as telhas cintilantes emitem luz proporcional à energia depositada pelos hádrons. Esse processo se repete nas camadas de aço e telhas cintilantes intercaladas até que toda a energia da partícula seja absorvida. A luz emitida pelas telhas é transmitida por fibras ópticas até os sensores de tubo fotomultiplicador (PMT), que convertem o pulso luminoso em sinal elétrico.

Os circuitos de eletrônica de leitura conectados às PMTs condicionam os sinais medidos em frequência e amplitude para que possam ser digitalizados. Existe um sincronismo entre as colisões do LHC e todos os sistemas de digitalização dos experimentos a uma taxa de $40MHz$.

Para manter essa taxa de digitalização, foi utilizada a estratégia de um circuito shaper que expande o sinal no tempo para uma digitalização adequada.

O sistema de instrumentação do TileCal, como qualquer instrumento real, pode distorcer o pulso elétrico que contém a informação da energia depositada no pico. O circuito é constantemente calibrado para compensar variações nos parâmetros, pois espera-se que tais variações ocorram dentro de uma tolerância

Apesar das rigorosas calibrações realizadas, os componentes de um sistema não são ideais e estão sujeitos a variações inerentes que podem comprometer o desempenho do sistema de leitura. Essas variações ocorrem não apenas durante o processo de fabricação, mas também são influenciadas pelas condições ambientais e operacionais sob as quais os componentes são submetidos.

A análise de influência oferece uma metodologia que permite quantificar o impacto dessas variações no desempenho dos circuitos de leitura, pois torna-se possível identificar e quantificar as incertezas que o circuito elétrico contribui para as medições. Especificamente, é possível avaliar como as variações nos componentes do circuito de leitura afetam a precisão das medidas de energia das partículas detectadas, o que é fundamental para garantir confiabilidade nos dados coletados pelo sistema de medição.

O método de Monte Carlo oferece uma abordagem prática para quantificar essas variações.Trata-se de uma técnica de reamostragem que utiliza simulações estocásticas repetidas para estimar a distribuição de variáveis de interesse em sistemas de alta complexidade, onde essa relação entre variáveis é difícil de ser diretamente definida. No caso em questão, ao variar os valores dos parâmetros do circuito a partir de distribuições de probabilidade conhecidas, podemos observar o efeito na resposta do circuito e tirar conclusões baseadas nas propriedades estatísticas dessa resposta (Gajda and Sidor, 2012).

2. DESCRIÇÃO DA CADEIA DE LEITURA DO TILECAL

O processo de aquisição e processamento de sinais do TileCal é apresentado no diagrama de blocos da Figura 2. A interação das partículas com um material cintilante é a fonte das medidas, em que os fótons gerados nos cintiladores são medidos pelas PMTs, onde ocorre o efeito fotoelétrico e a subsequente multiplicação de elétrons em um efeito cascata que fornece um pulso elétrico. Pode-se considerar que este efeito é tão rápido que pode ser tratado como impulsos não unitários, pois a área sob o impulso é representada como a energia depositada na interação (Webster and Eren, 2017).

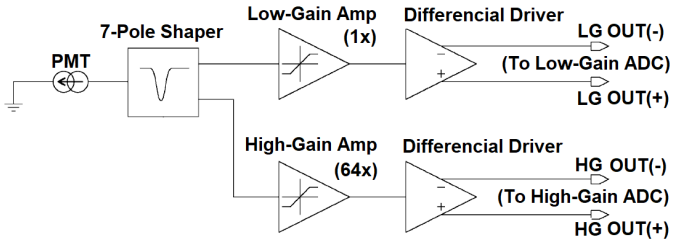

Figura 2. Cadeia da Eletrônica de Leitura de *Front-End*. Ajustado de Anderson et al. (1998)

O sinal fornecido pela PMT é conformado no circuito *7-Poles Shaper* e amplificado por amplificadores *clamper* de alto ganho (*High-Gain Amp* - $\times 16$) ou baixo ganho (*Low-Gain Amp* - $\times 1$), dependendo da amplitude do sinal da PMT, utilizando-se os modelos CLC501 e CLC502, respectivamente. Estes amplificadores oferecem rápida recuperação de sinais de entrada saturados. Por fim, os sinais

amplificados são enviados a *drivers* diferenciais OPA4650 de ganho unitário para casamento de impedância com um cabo de saída de 100 Ω. O sinal finalmente é digitalizado por um ADC AD9050 de 10 bits na taxa de 40 MHz.

Para esta análise tanto as etapas de amplificação quanto digitalização são consideradas ideais, o que é representado por normalizar o pulso característico da cadeia de leitura para o pico unitário. Define-se que o pulso fornecido ao circuito de condicionamento é tão rápido que trata-se de uma entrada impulsiva, no entanto, a análise do circuito *shaper* para condicionamento do sinal deve ser avaliada.

A saída da PMT é processada usando um filtro de Bessel de sete polos com configuração LC e uma constante de tempo de 50 ns (Anderson et al., 2005). Este filtro modifica a resposta em frequência do pulso de entrada, reduzindo sua banda de frequências para adequar-se ao tempo de resposta prolongado necessário para atender ao critério de Nyquist na frequência de operação de $40MHz$ do LHC (Anderson et al., 1998). A Figura 3 mostra o esquemático do circuito *shaper*. As saídas HG-OUT e LG-OUT correspondem às entradas dos amplificadores de alto e baixo ganho, respectivamente, mas cujo interesse está voltado apenas para a saída HG-OUT, neste estudo.

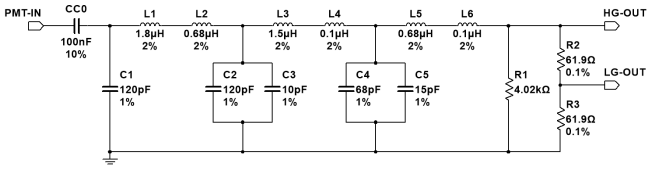

Figura 3. Circuito de condicionamento da largura do pulso. Ajustado de Anderson et al. (2005).

Avaliou-se o circuito e foi obtida a função de transferência apresentada na equação 1, seguida da transformada inversa que permitiu obter a resposta impulsiva do circuito na equação2, da qual formou-se o pulso característico apresentado na Figura 4.

$$H(s) = \frac{6.2 \cdot 10^7}{s + 6.3 \cdot 10^7} - \frac{1.8 \cdot 10^7 s + 5.9 \cdot 10^{14}}{s^2 + 5.0 \cdot 10^7 s + 1.6 \cdot 10^{16}} - \\ - \frac{7.2 \cdot 10^4}{s + 7.2 \cdot 10^4} - \frac{8.0 \cdot 10^7 s - 2.1 \cdot 10^{14}}{s^2 + 6.5 \cdot 10^7 s + 4.1 \cdot 10^{15}} \quad (1)$$

$$h(t) = 6.2 \cdot 10^7 e^{-6.3 \cdot 10^7 t} - 7.2 \cdot 10^4 e^{-7.2 \cdot 10^4 t} - \\ 2.0 \cdot 10^7 e^{-2.5 \cdot 10^7 t} cos(1.2 \cdot 10^8 \cdot t - 24.9°) - \\ - 9.5 \cdot 10^7 e^{-3.2 \cdot 10^7 t} cos(5.5 \cdot 10^7 \cdot t - 32.6°)) \quad (2)$$

3. ANÁLISE DE INFLUÊNCIA

À medida que a discussão sobre a variação dos componentes e tolerância dentro de sistemas de leitura é aprofundada, é essencial reconhecer como essas características influenciam diretamente a resposta do circuito. Variações na resistência, capacitância ou indutância, seja devido a imperfeições de fabricação ou mudanças ambientais, podem levar a comportamentos não previstos que alteram a resposta do sistema. Por isso, a análise de influência dos componentes se torna essencial (Raj et al., 2017; Thakur, 2016).

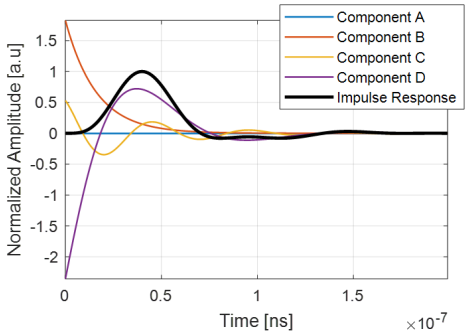

Figura 4. Resposta ao impulso.

3.1 Variações de Componentes e Tolerância

Os componentes elétricos utilizados em circuitos eletrônicos de medição são escolhidos com elevado grau de precisão, com intuito de minimizar as modificações e incertezas nas medidas, no entanto desde a fabricação este componentes não são ideais em alguns aspectos e as variações são inevitáveis. Por isso, reconhece-se a variabilidade dos valores dos componentes, em relação ao seu valor nominal, que podem ser classificadas em (Pandey and Tan, 2022; Raj et al., 2017):

a. Variabilidade do Processo: Fundamentalmente relacionada à tolerância fornecida pelo fabricante, pois é resultado de incertezas inerentes ao processo de fabricação dos componentes e representa as diferenças dos componentes aos valores nominais. Para resistores, isso pode incluir variações no comprimento e diâmetro dos elementos resistivos devido à tensão no enrolamento do fio, afetando a resistência final. Indutores e capacitores também sofrem com variações em propriedades como a permeabilidade magnética e a constante dielétrica devido às diferenças nos materiais e métodos de fabricação.

Tal variação é especificada pelo fabricante como a tolerância do componente, pois é atribuída ao processo de fabricação. A tolerância refere-se à variação permissível no seu valor nominal e é geralmente expressa como uma porcentagem em torno do valor nominal ($\pm\gamma_{\%}$).

b. Variabilidade de Deriva: Refere-se às mudanças nas características dos componentes ao longo do tempo, que podem ser causadas por degradação do material, por reações químicas ao longo do tempo; estresse térmico, seja por aquecimento excessivo ou por ciclos de aquecimento e resfriamento; estresse elétrico, como sobrecarga não destrutiva; ou ainda estresse mecânico, como vibrações ou tensões físicas que podem alterar a estrutura dos componentes.

A deriva de um componente (ζ_i) não pode ser totalmente especificada pelo fabricante, pois depende de fatores da operação e exemplifica uma tendência do valor do componente, mas é um fator além da tolerância que precisa ser considerado na análise de valores dos componentes.

c. Variabilidade Ambiental: Relacionada a influência das condições ambientais como temperatura, umidade, radiação, campos elétricos e magnéticos. Por exemplo, a exposição a radiação ionizante pode alterar as propriedades dielétricas ao ionizar o material. Ou em outras

situações, campos eletromagnéticos muito fortes podem levar à polarização dielétrica em capacitores, ou saturar magneticamente o núcleo do indutor.

Por outro lado, as condições ambientais podem introduzir variações aleatórias (ξ_i) nos componentes de um circuito. Esses fatores de influência imprevisível caracterizam outro tipo de variação impactando diferentemente componentes similares em um mesmo sistema e dificultando a previsão exata de seu comportamento.

Combinação das Variabilidades: É possível estabelecer equações para a variação do valor nominal de componentes elétricos nos casos extremos considerando todas as origens de variação utilizando as equações:

$$\begin{aligned} \beta_{min} &= \beta_{nom}\left(1-\gamma_{\%}\right) - \sum_i \zeta_i - \sqrt{\sum_i \xi_i^2} \\ \beta_{max} &= \beta_{nom}\left(1+\gamma_{\%}\right) + \sum_i \zeta_i + \sqrt{\sum_i \xi_i^2} \end{aligned} \tag{3}$$

β_{nom} representa o valor nominal do componente. O termo $\gamma_{\%}$ indica a tolerância percentual especificada pelo fabricante, refletindo a máxima variação permitida do valor nominal sob condições ideais. Os termos ζ_i representam as contribuições de cada fator de tendência. Sendo que os termos ξ_i são as contribuições de cada fator aleatório, cujo impacto total na variação é modelado pela soma em quadratura de suas incertezas.

A variabilidade dos componentes, independentemente da origem, reflete a inadequação do componente ao seu valor nominal, que podem levar a variações nas características elétricas especificadas, como resistência, capacitância e indutância. Logo, afetam diretamente o desempenho de circuitos eletrônicos, especialmente circuitos dedicados a instrumentação em detectores de partícula e radiação, como é o caso do circuito de leitura do TileCal, que exposto a radiação. Isso demonstra que apenas a tolerância fornecida pelo fabricante não é suficiente para caracterizar os valores máximos e mínimos que um componente pode assumir.

3.2 Método de Monte Carlo

O Método de Monte Carlo é uma técnica estocástica de simulação que emprega amostragem repetida de variáveis aleatórias para investigar as propriedades de sistemas complexos dependentes dessas variáveis. Na análise de circuitos, esse método é particularmente útil para avaliar o efeito das variações do valor de componentes no comportamento do circuito, o que fornece um resultado de influência (Gajda and Sidor, 2012).

Supondo-se que a variação do valor de um determinado componente B_j em um circuito seja descrita por uma distribuição normal. Portanto, pode-se modelar B_j pela equação:

$$\beta_j \sim \mathcal{N}(\mu_{B_j}, \sigma_{B_j}^2), \tag{4}$$

onde μ_{B_j} representa a média e σ_{B_j} o desvio padrão da distribuição. Esses parâmetros são selecionados de forma a representar adequadamente a flutuação do componente na região de seu valor nominal.

Ao repetir este processo para cada componente do circuito, é possível estimar o impacto das variações estocásticas em cada componente sobre uma variável de interesse.

Inicialmente, a escolha da distribuição normal para representar a variação do valor de um componente específico pode parecer arbitrária. Contudo, ao levar em conta o Teorema Central do Limite, essa escolha se justifica, pois se considera que as variáveis aleatórias somadas ao valor nominal são independentes e identicamente distribuídas, cada uma com sua própria distribuição (Papoulis and Pillai, 2002).

O método de Monte Carlo envolve realizar uma série de simulações do circuito, onde os valores dos componentes são amostrados de suas respectivas distribuições. Para a i-ésima simulação, a resposta de um circuito com k componentes pode ser definida como a realização de um processo estocástico $w_i = h(t; \beta_{i1}, \beta_{i2}, ...\beta_{ik})$, que é definido como peso de Monte Carlo, onde β_{ij} é correspondente ao valor j-ésimo componente, amostrado a partir da distribuição B_j (Gajda and Sidor, 2012).

Após um grande número de simulações, os resultados são analisados estimando os parâmetros da distribuição de $h(t; \boldsymbol{B})$, com $\boldsymbol{B} = [B_1, B_2, \ldots, B_k]^T$ o vetor de variáveis aleatórias associadas às distribuições de probabilidade dos componentes. Para estimar, por exemplo, o valor esperado no instante t, $\mu_{h(t)}$ consideramos os estimador de média amostral:

$$\hat{\mu}_{h(t)} \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} h(t; \boldsymbol{\beta}_i) \tag{5}$$

onde N é o número de simulações realizadas e $\boldsymbol{\beta}_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, ...\beta_{ij}]^T$ (Gajda and Sidor, 2012).

O interesse é definir o valor

$$\hat{\mu}_A = \max_t \left[\hat{\mu}_{h(t)}\right] \tag{6}$$

Para uma quantidade de simulações N suficientemente grande, o estimador de média amostral segue aproximadamente uma distribuição normal:

$$\hat{\mu}_A \sim \mathcal{N}\left(\mu_{A(\boldsymbol{B})}, \frac{\sigma_{A(\boldsymbol{B})}}{\sqrt{N}}\right) \tag{7}$$

onde $\sigma_{A(\boldsymbol{B})}$ representa o desvio padrão de $\mu_{A(\boldsymbol{B})}$ no instante t. Este resultado sugere que o estimador da média amostral tende a se aproximar do valor esperado à medida que aumentamos o número de simulações. Assim, com um valor de N suficientemente grande, podemos fazer com que o valor estimado se aproxime tanto quanto desejado do valor esperado da distribuição (Papoulis and Pillai, 2002).

3.3 Métrica de Influência

Para analisar a influência individual de cada componente em uma variável de interesse do sistema, utilizamos a correlação linear entre elas. Esta análise pode ser efetuada com o Coeficiente de Correlação de Pearson (Papoulis and Pillai, 2002):

$$r = \frac{Cov\left[A, B_j\right]}{\sigma_A \sigma_{B_j}} \tag{8}$$

onde $Cov\left[\cdot\right]$ representa o operador de covariância, e σ_A, σ_{B_j} são os desvios-padrão das distribuições de A e B_j, respectivamente.

O Coeficiente de Correlação de Pearson dimensiona as covariâncias entre duas variáveis aleatórias para o intervalo entre -1 e 1, facilitando sua interpretação. Valores próximos de 1 indicam uma forte relação linear entre as duas variáveis, enquanto valores próximos de -1 indicam uma forte relação linear inversamente proporcional entre elas. Por fim, valores próximos de zero sugerem a ausência de uma relação linear significativa entre as variáveis (Papoulis and Pillai, 2002).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Analisando-se o circuito da Figura 3 e a equação 1, do modelo dinâmico do circuito nota-se que a substituição de grupos de componentes por seu correspondente equivalente simplifica a análise. O capacitor de acoplamento não é combinado com nenhum outro componente, por isso, $CC0 = \beta_0$, o mesmo ocorre com $C1 = \beta_1$, mas os capacitores em paralelo são somados, logo $C2+C3 = \beta_2$ e $C4+C5 = \beta_3$. O mesmo é feito com os indutores em série, em que $L_1 + L_2 = \beta_4$, $L_3 + L_4 = \beta_5$, $L_5 + L_6 = \beta_6$. Os 3 resistores são combinados em um único resistor de carga $RL = R1//(R2 + R3) = \beta_7$.

O método de Monte Carlo foi empregado para realizar a análise de sensibilidade nos componentes do circuito de conformação do TileCal. Os parâmetros dos componentes foram amostrados utilizando distribuições normais, cujos parâmetros foram sistematicamente selecionados para refletir as tolerâncias estipuladas pelos fabricantes. Considerou-se uma tolerância de 5%, significativamente maior que as tolerâncias especificadas (Anderson et al., 2005) para os componentes do circuito de conformação implementados no TileCal.

Foram realizadas 1000 simulações, resultando em amostras de $h(t, \boldsymbol{B})$, cujo comportamento em função do tempo é apresentado na parte superior da Figura 5. Cada instante de tempo das realizações de $h(t, \boldsymbol{B})$ foi normalizado em relação à máxima amplitude da resposta impulsiva obtida com os valores nominais dos componentes ($A_{nom} = \mu_A$). A distribuição do valores de máxima amplitude da resposta ao impulso está representada no histograma correspondente da Figura 5, com um desvio padrão estimado de $\sigma = 3,62\%$ em relação à amplitude máxima da resposta ao impulso nominal.

É possível observar a contribuição individual dos componentes em relação à distribuição da máxima amplitude na Figura 6.

Comprova-se a correlação linear pela análise do Coeficiente de Correlação de Pearson, ilustrada na Figura 7, onde se evidencia uma forte correlação linear positiva para R_L e uma forte correlação linear negativa para $L_1 + L_2$.

A influência do resistor R_L na amplitude do pulso é esperada, uma vez que a tensão de saída do circuito é diretamente proporcional a R_L. Contudo, a elevada correlação

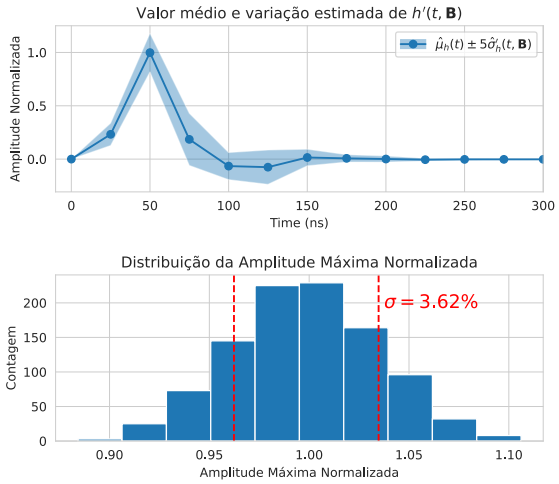

Figura 5. Variação da resposta ao impulso obtida pelo método de Monte Carlo e distribuição da amplitude máxima normalizada.

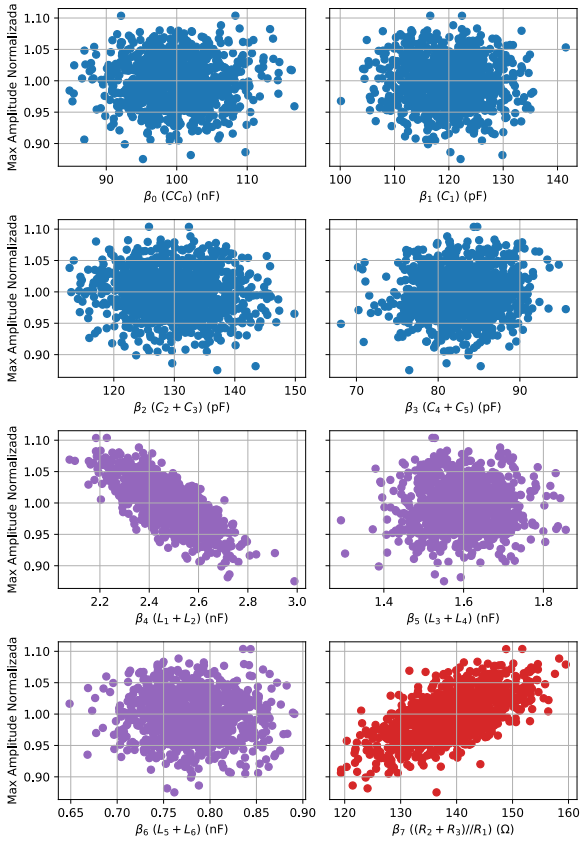

Figura 6. Amplitude máxima normalizada da resposta ao impulso em função da variação dos valores dos componentes do circuito pelo método de Monte Carlo.

entre os indutores $L_1 + L_2$ e a amplitude da resposta impulsiva é mais complexa. Essa alta correlação pode ser atribuída ao efeito significativo que $L_1 + L_2$ têm na suavização das transições do impulso, devido às suas características reativas. Indutores com valores maiores como $L_1 + L_2$ introduzem uma alta impedância para variações rápidas de corrente, resultando em um pico de resposta impulsiva mais largo e uma atenuação das componentes

de alta frequência. Essa atenuação das componentes de alta frequência contribui para uma redução na amplitude da resposta impulsiva. Mesmo com a presença de outros indutores no circuito, a influência predominante de L_1+L_2 se deve ao fato de que, ao moldar o pulso já nas etapas iniciais, eles definem a forma geral da resposta. Assim, na sequência do efeito cascata do circuito, o pulso já está significativamente moldado pelos indutores $L_1 + L_2$, e a contribuição adicional dos outros indutores tem um impacto relativamente menor na amplitude do pulso, embora ainda afetem outras características do sinal.

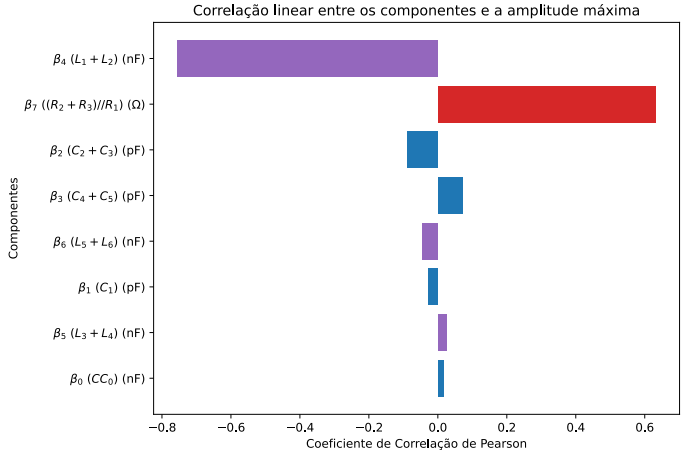

Figura 7. Coeficiente de Correlação de Pearson entre cada componente do circuito e a amplitude máxima normalizada da resposta ao impulso.

5. CONCLUSÃO

A análise de correlação da amplitude do pulso característico do circuito *shaper* do calotímetro hadrônico, realizada pelo método de Monte Carlo, evidenciou a influência significativa de cada componente na resposta do circuito. Com uma variação gaussiana com desvio padrão de 5% nos valores dos componentes, foram realizadas 1000 simulações, que resultaram em um desvio padrão de $\sigma = 3,62\%$ na amplitude máxima da resposta ao impulso normalizada. Estes resultados indicam uma variação relativamente pequena, o que sugere que o circuito possui uma estabilidade considerável em relação às variações dos componentes.

Os componentes $L_1 + L_2$ e R_L demonstraram fortes correlações lineares com a variável de interesse. Em particular, $L_1 + L_2$ apresentou uma correlação de Pearson de 0,78, enquanto o resistor R_L teve uma correlação de 0,62. Essas correlações evidenciam a relevância desses componentes na determinação da amplitude do pulso do circuito. A forte correlação entre $L_1 + L_2$ e a amplitude da resposta ao impulso destaca a importância da indutância total no comportamento do circuito, enquanto a influência do resistor R_L também é notável, embora em menor grau.

Esses resultados fornecem uma compreensão mais aprofundada dos parâmetros que mais afetam a performance do calotímetro hadrônico. Com base na análise, recomenda-se a atenção especial na escolha e no controle das tolerâncias dos componentes L_1+L_2 e R_L para otimizar a precisão do circuito *shaper*. Futuras investigações poderiam explorar a influência de outras variáveis, como a temperatura e a frequência operacional, para um aperfeiçoamento adicional do design do circuito.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

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*, 551(2-3), 469–476.

Anderson, K., Pilcher, J., Sanders, H., Tang, F., Berglund, S., Bohm, C., Holmgren, S., Jon, K., Blanchot, G., and Cavalli-Sforza, M. (1998). Front-end electronics for the atlas tile calorimeter. In *Proceedings of Fourth Workshop on Electronics for LHC Experiments, Rome*, p239.

Gajda, J. and Sidor, T. (2012). Using monte carlo analysis for practical investigation of sensitivity of electronic converters in respect to component tolerances. *Electrical Engineering*, 2, 297 − 302. doi:10.5923/j.eee.20120205.09.

Pandey, V.K. and Tan, C.M. (2022). Effect of resistor tolerance on the performance of resistor network—an application of the statistical design of experiment. *International Journal of Circuit Theory and Applications*, 50(1), 175–182.

Papoulis, A. and Pillai, S.U. (2002). *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes.* McGraw Hill, Boston, fourth edition.

Raj, B., Bhat, G.M., and Thakur, S. (2017). Tolerance analysis of analog vlsi circuits using sensitivity. *International Journal of Electronics and Communication Engineering and Technology (IJECET)*, 8(6), 38–47.

Santurio, E.V. (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.*

Thakur, S. (2016). A complete monte carlo and sensitivity analysis of various elements in analog vlsi circuits. *International Journal of u-and e-Service, Science and Technology*, 9(11), 239–250.

Webster, J.G. and Eren, H. (2017). *Measurement, instrumentation, and sensors handbook: spatial, mechanical, thermal, and radiation measurement.* CRC press.