

Rede Neural Convolucional na Reconstrução de Pulsos em Alta Taxa

Carlos Eduardo da Costa Oliveira, Mariana Luciano Saar, Mariana de Souza Oliveira e Augusto Santiago Cerqueira

Resumo—A reconstrução precisa de pulsos em ambientes de alta taxa de contagem constitui um desafio crítico para os sistemas de calorimetria na física de altas energias, onde o fenômeno do empilhamento de sinais e as flutuações da linha de base introduzem distorções severas. Este trabalho propõe uma arquitetura simplificada de Rede Neural Convolucional (CNN) voltada à estimação de energia em tempo real para os canais do Calorímetro Hadrônico de Telhas do Experimento ATLAS sob as condições de operação do High-Luminosity Large Hadron Collider (HL-LHC). Projetada sob estritas restrições de latência e recursos de hardware, a topologia proposta é limitada a apenas 160 parâmetros ajustáveis, consistindo em duas camadas convolucionais 1D e um neurônio de saída com ativação ReLU. O desempenho do modelo foi avaliado por meio de dados simulados em regimes de baixa, média e alta ocupação de canal. Os resultados demonstram que a CNN supera o tradicional filtro de Wiener em todas as faixas testadas, evidenciando uma notável robustez contra o deslocamento da linha de base causado pela longa cauda do pulso e pelas lacunas no esquema de preenchimento de feixes do LHC. A reduzida complexidade computacional do algoritmo proposto o torna viável para integração no experimento e processamento de alto desempenho em plataformas baseadas em FPGA ou GPU.

Palavras-Chave—Estimação, Redes Convolucionais, Calorimetria.

Abstract—Precise pulse reconstruction in high-rate environments is a critical challenge for high-energy physics calorimetry systems, where signal pile-up and baseline fluctuations cause severe distortions. This paper presents a streamlined Convolutional Neural Network (CNN) architecture for real-time energy estimation in the ATLAS Tile Calorimeter channels under HL-LHC operating conditions. Developed under strict latency and hardware resource constraints, the proposed topology requires fewer than 160 adjustable parameters, comprising two 1D convolutional layers and one output neuron with ReLU activation. The model was evaluated with simulated data across low, medium, and high channel occupancy levels. Results show that the CNN outperforms the conventional Wiener filter in all scenarios, proving highly robust against baseline shifts driven by the long pulse tail and LHC bunch gaps. The low computational complexity of the proposed algorithm ensures its feasibility for experimental integration and high-speed processing on FPGA or GPU platforms.

Keywords—Estimation, Convolutional Neural Networks, Calorimetry.

Carlos Oliveira, Mariana Saar e Augusto Cerqueira, PPEE/UFJF, Juiz de Fora-MG, e-mail: carloseduardo.costa@estudante.ufjf.br, mariana.saar@estudante.ufjf.br e augusto.santiago@ufjf.br; Marina Oliveira, CEMIG, Belo Horizonte-MG, e-mail: engmariana.o@gmail.com. Este trabalho foi parcialmente financiado por FAPEMIG, CNPq e CAPES.

I. INTRODUÇÃO

A reconstrução de pulsos, tarefa fundamental na instrumentação eletrônica e em sistemas de telecomunicações, apresenta desafios significativos em ambientes com alta taxa de sinais. Nesses cenários, o empilhamento de sinais impõe restrições rigorosas aos algoritmos de estimação de amplitude e tempo.

Na física de altas energias, como nos experimentos do Grande Colisor de Hádrons (LHC), a reconstrução de pulsos é indispensável para os sistemas de calorimetria, permitindo a estimação da energia depositada por partículas em meio ao intenso empilhamento de sinais [7]. Da mesma forma, em diagnósticos médicos avançados, como na Tomografia por Emissão de Pósitrons (PET), a reconstrução da amplitude e do tempo de chegada dos pulsos é o que garante a resolução espacial e o contraste necessários para a identificação precoce de patologias [1]. Além disso, a técnica é amplamente empregada em sistemas de varredura a laser, como o LiDAR (do inglês *Light Detection and Ranging*), para discernir ecos de laser sobrepostos em condições de neblina ou chuva [13], bem como em comunicações ópticas de alta velocidade. A aplicabilidade desse processamento estende-se ainda a diferentes aplicações, evidenciando que a estimação robusta sob altas taxas é um desafio importante.

A reconstrução de pulsos em sistemas de instrumentação baseava-se em métodos de filtragem analógica e, posteriormente, em algoritmos de processamento digital de sinais (DSP) lineares. Dentre estes, o filtro de conformação (shaping filter) e o Filtro Ótimo (OF — Optimal Filtering) consolidaram-se como o padrão em experimentos de física de altas energias e espectroscopia nuclear, devido à sua capacidade de minimizar a contribuição do ruído eletrônico e maximizar a relação sinal-ruído [7]. No entanto, a eficácia dessas técnicas é severamente comprometida em cenários de alta taxa de contagem, onde o fenômeno do empilhamento introduz distorções não lineares e deslocamentos de linha de base que os filtros fixos não conseguem compensar integralmente, resultando em erros significativos na estimação da amplitude e degradação da resolução em energia.

Embora técnicas de deconvolução digital e filtros adaptativos tenham demonstrado eficácia na separação de pulsos sobrepostos, permitindo a extração de parâmetros em condições de empilhamento [12], a complexidade crescente dos sinais exige abordagens mais robustas. Nesse cenário, o emprego de arquiteturas de aprendizado profundo, como Redes Neurais Convolucionais (CNNs) e Multi-Layer Perceptrons (MLPs), emergiu como uma alternativa promissora. Impulsionados pela

evolução da capacidade computacional em FPGAs e GPUs, tais modelos permitem a reconstrução de sinais em tempo real, mesmo sob as condições de alta taxa de eventos de experimentos modernos.

Este trabalho propõe uma rede neural convolucional para a estimação de energia em calorimetria de altas energias, focada especificamente em cenários de alto pile-up. A contribuição central reside no equilíbrio entre precisão e viabilidade de implementação em tempo real. Adicionalmente, o desempenho da rede proposta é comparado às técnicas convencionais e aos métodos de referência estabelecidos na literatura [14], [15].

II. ESTIMAÇÃO DE ENERGIA EM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

A proposta foi desenvolvida no contexto de estimação de energia para os canais do Calorímetro Hadrônico de Telhas (TileCal) do Experimento ATLAS, no HL-LHC (do inglês, *High-Luminosity Large Hadron Collider*) [3], que tem previsão de início de operação em 2030. O HL-LHC será o resultado de um longo e intenso programa de atualização do LHC que visa aumentar a luminosidade integrada [5] em um fator de 10 em relação ao LHC, permitindo o estudo detalhado de processos raros, como o autoacoplamento do bóson de Higgs e buscas por física além do Modelo Padrão [4].

Com a maior luminosidade do HL-LHC, o incremento nas interações entre prótons por cruzamento de feixe (BC, do inglês *Bunch Crossing*), que ocorre a cada 25 ns, amplia a ocorrência de deposições de energia nos calorímetros dos seus experimentos. Esse acúmulo de sinal afeta não apenas o BC atual, mas também os subsequentes, desafiando a capacidade de reconstrução individual dos pulsos devido ao empilhamento de sinais.

Em experimentos de física de altas energias, a calorimetria desempenha o papel fundamental de absorver e amostrar a energia das partículas resultantes das colisões [6]. Os dados gerados pelos calorímetros alimentam sistemas complexos de filtragem online, responsáveis por descartar o expressivo ruído de fundo e selecionar apenas os eventos de interesse. Posteriormente, essas informações são fundamentais para a reconstrução precisa dos fenômenos físicos, que são então armazenados pelo sistema de aquisição de dados.

No TileCal, as partículas provenientes das colisões interagem com sanduíches de placas de aço e de cintilador plástico, que atuam como materiais absorvedor e amostrador, respectivamente. A luz de cintilação resultante é conduzida por fibras óticas até fotomultiplicadoras (PMTs), que convertem os fótons em um sinal elétrico, tipicamente modelado como um impulso de corrente. Subsequentemente, a eletrônica de *front-end* realiza a amplificação e a conformação desse sinal para a digitalização. Este processo resulta em uma forma de onda estável e bem definida, cuja amplitude preserva a proporcionalidade com a energia depositada, viabilizando a estimação energética por meio das amostras digitais. A Figura 1 apresenta o pulso típico do TileCal digitalizado à taxa de amostragem de $f_s = 40$ MHz, padrão utilizado no experimento ATLAS. Nota-se que a maior parte da energia do sinal concentra-se nas primeiras cinco amostras (índices 0

a 4), perfazendo um intervalo de 100 ns, entretanto, observa-se também uma cauda longa que se estende após a quinta amostra.

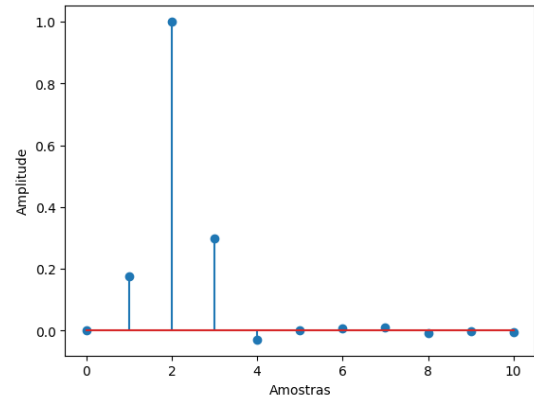


Fig. 1: Pulso típico do TileCal amostrado a 40 MHz.

Uma dificuldade adicional na estimação da energia depositada nos canais dos calorímetros ATLAS reside na estrutura temporal das colisões. Embora os BCs ocorram em intervalos nominais de 25 ns, a existência de lacunas no esquema de preenchimento do LHC introduz descontinuidades no regime de colisões. Esse efeito, em conjunto com a longa cauda do sinal de referência do TileCal, provoca flutuações na linha de base, complicando a reconstrução precisa da energia no HL-LHC. A Figura 2 apresenta as amostras digitalizadas de um canal do TileCal durante uma simulação de 100 μ s sob as condições de operação do HL-LHC. Na imagem, evidencia-se a flutuação da linha de base do sinal, resultante dos efeitos acumulados do empilhamento, das lacunas do preenchimento do HL-LHC e da longa cauda do pulso de referência.

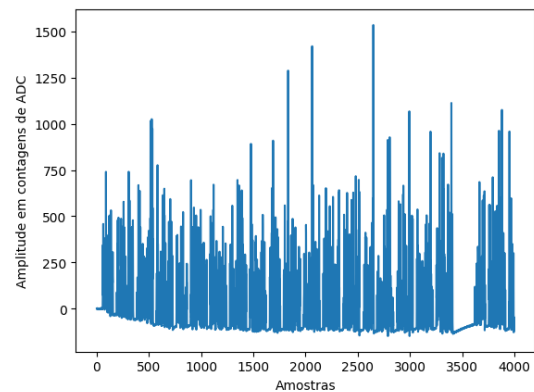


Fig. 2: Amostras de um canal do TileCal para uma simulação do HL-LHC com duração de 100 μ s.

A estimação de energia nos canais do TileCal para o HL-LHC foi explorada em [18] por meio de abordagens lineares e não-lineares. Enquanto o Filtro de Wiener demonstrou ser o candidato ideal para ambientes de alta luminosidade devido à sua eficiência e baixa demanda computacional, modelos baseados em Redes Neurais Convolucionais profundas mostraram-se eficazes para processamento offline, apesar da maior com-

plexidade. Todavia, a validade desses resultados é limitada pela ausência de lacunas no esquema de preenchimento do LHC nas simulações utilizadas.

Dessa forma, este trabalho aprofunda a análise de métodos voltados à estimação em tempo real, considerando que o sistema de filtragem online do ATLAS operará diretamente sobre dados digitalizados no cenário do HL-LHC. Tal arquitetura exige que a energia depositada em cada canal do calorímetro seja processada a cada 25 ns, acompanhando o intervalo nominal entre BCs, de modo a satisfazer os rigorosos requisitos de latência do sistema.

III. REDE NEURAL CONVOLUCIONAL PARA ESTIMAÇÃO DE ENERGIA EM TEMPO REAL

Buscando eficiência computacional sob restrições severas de hardware, a rede neural convolucional proposta é restrita a um limite máximo de 160 parâmetros ajustáveis [19]. Para cada nível de ocupação, foram treinados modelos especialistas. Essa escolha metodológica justifica-se, pois a dinâmica das flutuações da linha de base e a severidade do empilhamento variam drasticamente conforme a taxa de ocupação. Para cada cenário, realizou-se uma busca de hiperparâmetros, selecionando a topologia que apresentou o menor Erro Médio Absoluto (MAE) e o maior coeficiente de determinação (R^2) durante uma validação cruzada de 5 partições.

A arquitetura base, inspirada nas topologias mais simples investigadas em [17], consiste em uma janela de entrada de N amostras, duas camadas convolucionais unidimensionais, e uma camada de saída densa com um único neurônio. O achatamento dos dados (*Flatten*) ocorre logo após a extração de características das camadas convolucionais. Utilizou-se a função de ativação ReLU em todas as camadas, incluindo a saída, para garantir a estimativa de energias estritamente positivas, condizentes com a natureza da deposição de energia no calorímetro. A topologia genérica é apresentada na Figura 3.

Os hiperparâmetros exatos foram definidos pela validação cruzada para cada ocupação. A título de exemplo, para o cenário de 40% de ocupação, a rede otimizada utiliza 7 amostras de entrada, com 7 filtros na primeira camada convolucional e 4 filtros na segunda, atingindo um R^2 médio de $0,9991 \pm 0,0004$ nas partições de validação.

IV. RESULTADOS

A proposta foi avaliada por meio de dados de simulação, visto que o HL-LHC ainda não se encontra em operação e os dados atuais do LHC não atingem o nível de empilhamento previsto para a nova fase do colisor. Foram simuladas 35.000 amostras resultantes de cruzamentos de feixes, associadas ou não à deposição de energia no canal (ocupação). O perfil gerado seguiu uma distribuição exponencial de energia, convoluída com a resposta ao impulso da eletrônica de front-end do TileCal. Adicionalmente, a fase do pulso foi modelada por uma distribuição uniforme no intervalo de -5 ns a 5 ns, assumindo pedestal constante e um conversor analógico-digital (ADC) de 12 bit. O modelo também incorporou os efeitos das lacunas no

esquema de preenchimento dos feixes do LHC, representando um avanço em relação à análise apresentada em [18].

Nesta seção, são apresentados os resultados das melhores topologias de rede obtidas via validação cruzada com 5 dobras, limitadas a 160 parâmetros ajustáveis. O desempenho obtido é comparado ao do filtro de Wiener, algoritmo que apresenta resultados significativamente superiores em cenários de empilhamento quando confrontado com o filtro ótimo comumente utilizado na literatura da área [18].

A Figura 4 ilustra as 100 amostras iniciais da simulação sob uma ocupação de canal de 80%, percentual que representa a probabilidade de ocorrência de deposição de energia em um determinado BC. A curva em azul corresponde à energia efetivamente depositada (Verdade), enquanto a curva em laranja representa o sinal adquirido da eletrônica de front-end do TileCal (Sinal). O atraso de 5 amostras entre a deposição de energia e o pico do sinal foi compensado para otimizar a visualização. A partir do comportamento observado, evidencia-se a complexidade do processo de estimação de energia neste cenário de alta ocupação.

Com o propósito de avaliar o desempenho do método proposto sob diferentes condições de empilhamento de sinais, foram realizadas simulações fixando a ocupação do canal em 20%, 40%, 50% e 80%, cobrindo cenários de baixa, média e alta taxa de empilhamento. A Tabela I sumariza os resultados obtidos, confrontando o desempenho da CNN com o do filtro de Wiener em termos do Erro Médio Absoluto (MAE) e do coeficiente de determinação (R^2). É importante destacar que os modelos avaliados foram treinados individualmente para cada taxa de ocupação do canal. Ademais, todas as arquiteturas de CNN resultantes mantiveram-se estritamente abaixo do limite de 160 parâmetros ajustáveis, assegurando uma baixa complexidade computacional.

TABELA I: Erro Médio Absoluto (MAE) e Coeficiente de Determinação (R^2) para a CNN e o Filtro de Wiener em função da ocupação.

Ocupação	Método	R^2	MAE
20%	CNN	0,9994	0,0003
	WIE	0,9960	0,0018
40%	CNN	0,9993	0,0006
	WIE	0,9966	0,0019
50%	CNN	0,9992	0,0013
	WIE	0,9966	0,0031
80%	CNN	0,9973	0,0025
	WIE	0,9944	0,0049

Para todas as ocupações analisadas, as CNNs obtiveram desempenho superior ao do filtro de Wiener. Observa-se, também, que o incremento na ocupação do canal degrada a eficiência de ambos os métodos. Por outro lado, cumpre notar que a avaliação de métricas quantitativas globais pode mascarar limitações locais dos estimadores, as quais demandam análises mais detalhadas para sua total elucidação.

Com o intuito de simular a operação em tempo real sob o regime crítico de 80% de ocupação, os estimadores previamente projetados foram aplicados para estimar a amplitude das ≈ 35.000 amostras do conjunto de dados. A Figura 5

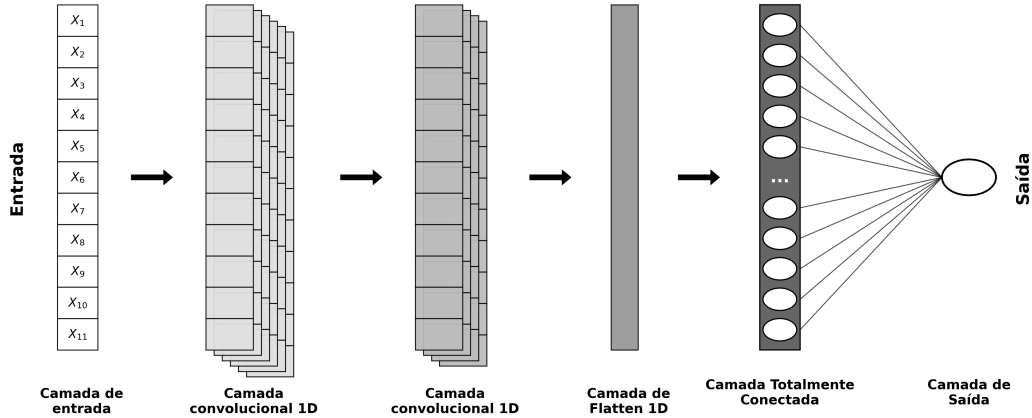


Fig. 3: CNN para estimativa de energia em tempo real.

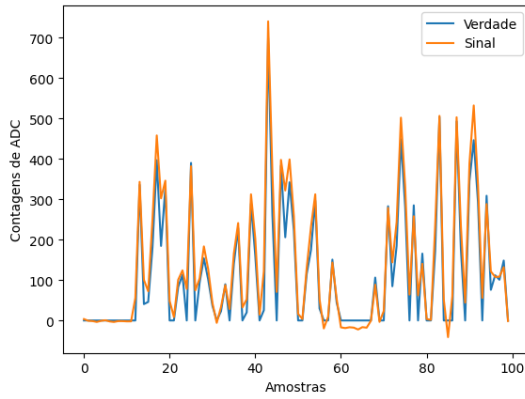


Fig. 4: Deposição de energia no canal (Verdade) e o sinal adquirido do front-end do TileCal (Sinal).

ilustra um recorte temporal contínuo de 800 cruzamentos de feixes (BCs), confrontando a energia efetivamente depositada (Verdade, em azul) com os valores estimados (em laranja) pelo filtro de Wiener (a) e pela arquitetura de CNN proposta (b). Observa-se que o filtro de Wiener apresenta uma degradação de desempenho justamente nas regiões correspondentes às lacunas de preenchimento do feixe do LHC, ao passo que a CNN demonstra resiliência, mantendo sua acurácia estável. Sob regimes de menor ocupação, esse efeito manifesta-se de forma atenuada, tornando-se estatisticamente relevante e pronunciado a partir de 50% de ocupação do canal.

A Figura 6 apresenta o histograma do erro de estimativa de ambos os métodos sob o regime de 80% de ocupação, detalhando as distribuições obtidas pelo filtro de Wiener (a) e pela arquitetura de CNN (b). Ambos os histogramas exibem um comportamento assimétrico com uma cauda pronunciada à esquerda, reflexo direto da severa taxa de empilhamento de sinais. Esse perfil indica que nenhum dos estimadores elimina por completo os erros introduzidos por esse fenômeno.

Contudo, nota-se que o filtro de Wiener manifesta um segundo pico acentuado situado em torno de -20 . Esse segundo pico decorre da flutuação da linha de base do sinal, provocada pela combinação entre a cauda longa do pulso, o elevado nível de empilhamento e as lacunas do LHC. Esse comportamento bimodal é suprimido no histograma da CNN, o que ratifica a resiliência do método frente a tais efeitos, corroborando as observações prévias da Figura 5. Também é possível notar o pico acentuado em 0 no histograma da CNN, resultado da utilização da função de ativação ReLu no neurônio de saída da rede.

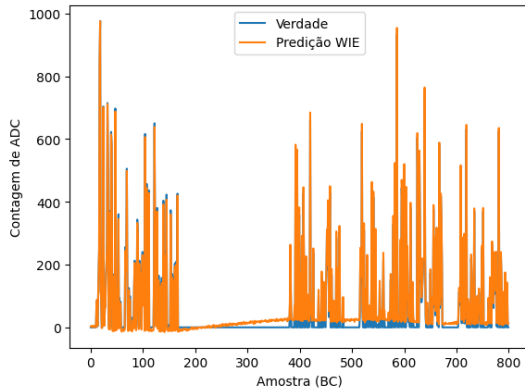
V. CONCLUSÕES

Os resultados obtidos evidenciam a viabilidade do emprego de redes neurais convolucionais com até 160 parâmetros ajustáveis para a reconstrução de energia em tempo real no TileCal, atendendo às severas especificações do HL-LHC. A abordagem baseada em aprendizado de máquina superou o filtro de Wiener, cuja eficiência se mostrou condicionada à estabilidade temporal da linha de base do sinal.

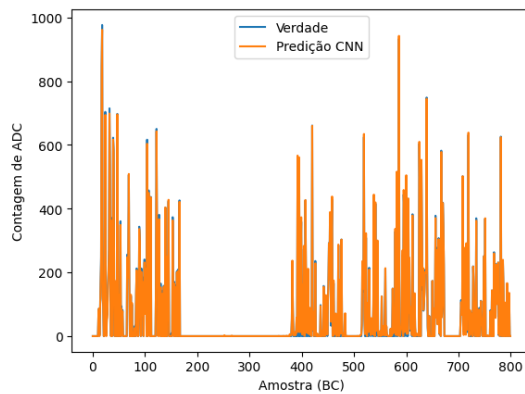
Configurações de redes simplificadas, estruturadas com duas camadas convolucionais e um neurônio de saída, com funções de ativação ReLu, comprovaram robustez sob diferentes regimes de ocupação do canal (baixa, média e alta). A resiliência do modelo frente ao fenômeno de deslocamento da linha de base, combinada à sua baixa complexidade computacional, torna o método atrativo para integração no experimento, abrindo caminho para implementações de alto desempenho em sistemas baseados em FPGA ou GPU.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi realizado com o apoio do Instituto Nacional de Energia Elétrica (INERGE) e das agências de fomento FAPEMIG, CNPq e CAPES.

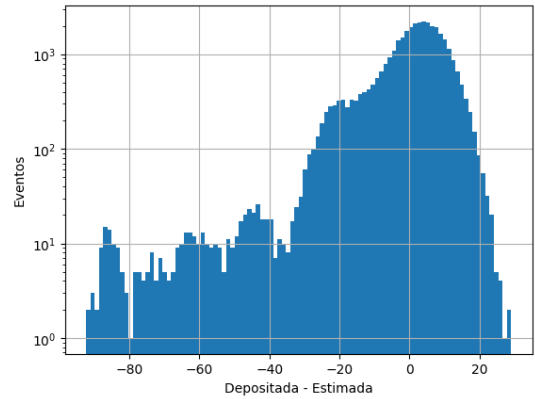


(a) Filtro de Wiener.

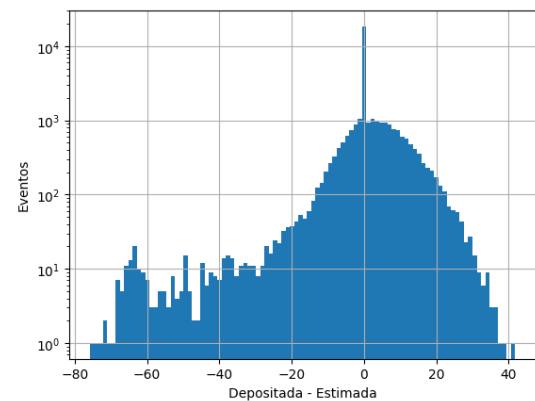


(b) Rede Neural Convolucional (CNN).

Fig. 5: Deposição de energia no canal (Verdade) e o valor da energia estimada pelo método (Predição): (a) Filtro de Wiener; (b) CNN.



(a) Filtro de Wiener.



(b) Rede Neural Convolucional (CNN).

Fig. 6: Histograma do erro de estimação: (a) Filtro de Wiener; (b) CNN.

REFERÊNCIAS

- [1] M. Carminati e G. Scandurra, "Advances in measurements and instrumentation leveraging embedded systems". *Review of Scientific Instruments*. v. 92, n. 12, pp. 121601, 2021.
- [2] K. Hanagaki, J. Tanaka, M. Tomoto, Y. Yamazaki, *Experimental Techniques in Modern High-Energy Physics: A Beginner's Guide*, Springer, 2023.
- [3] I. Alonso et al. *High-Luminosity Large Hadron Collider (HL-LHC): Technical design report*, 2023.
- [4] G. Aad et al, "A detailed map of Higgs boson interactions by the ATLAS experiment ten years after the discovery". *Nature*, v. 607, pp. 52-59, 2022.
- [5] Z. Citron [ATLAS], "The ATLAS Upgrade Program," *Acta Phys. Polon. Supp.* v. 16, n.1, 1-A14, 2023.
- [6] R. Wigmans, *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*. Oxford Science Publication, 2017.
- [7] E. Fullana et al. "Digital signal reconstruction in the atlas hadronic tile calorimeter". *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 53, n. 4, pp. 2139-2143, 2006.
- [8] G. Gonçalves. *Estimação de energia para calorímetros finamente segmentados operando em condições severas de empilhamento de sinais*, Dissertação de mestrado, UERJ, 2020.
- [9] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*. Pearson, 2008.
- [10] C. Bishop e H. Bishop, *Deep Learning: Foundations and Concepts*, Springer, 2024.
- [11] T. Davidek [ATLAS], "Performance and Calibration of the ATLAS Tile Calorimeter", *Instruments*, v. 6, n. 3, 2022.
- [12] A. Jafari, M. Naserpour, M. Ghergherehchi e H. Afarideh, "A comparison study of the pile-up correction algorithms". *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*. v. 951, pp. 162985, 2020.
- [13] M. Pfennigbauer, A. Ullrich e F. Steinbacher, "Online waveform processing for demanding target situations". *Laser Radar Technology and Applications XIX; and Atmospheric Propagation XI*. v. 9080, pp. 908001, 2014.
- [14] W. E. Cleland e E. G. Stern, "Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment". *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*. v. 338, n. 2-3, pp. 467-497, 1994.
- [15] CMS Collaboration, "Performance of the CMS electromagnetic calorimeter in pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV". *Journal of Instrumentation*. v. 19, n. 05, pp. P05014, 2024.
- [16] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabbouj e D. J. Inman, "1D convolutional neural networks and applications: A survey". *Mechanical Systems and Signal Processing*. v. 151, pp. 107398, 2021.
- [17] D. A. Cardinot, B. S. M. Peralva, G. B. Libotte e L. M. A. Filho, "Convolutional Neural Networks for Energy Estimation in High-Energy Calorimetry". *2026 IEEE 27th Latin American Test Symposium (LATS)*, 2026.
- [18] M. S. Oliveira, A. S. Cerqueira, L. M. A. Filho e B. S. M. Peralva, "Estimação de Energia para Calorimetria em Cenários de Alta Luminosidade". *Anais do XLII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBt 2024)*, Belém, PA, pp. 1-5, 2024.
- [19] F. Curcio, "Machine Learning-Based Energy Reconstruction for the ATLAS Tile Calorimeter at HL-LHC". *SciPost Physics Proceedings*, 2025.