

Redes Neurais Artificiais como algoritmo de reconstrução da informação depositada no Calorímetro Eletromagnético do Experimento ATLAS reduzindo os efeitos de *Crosstalk*

Marton S. dos Santos
Paulo C. M. A. Farias
Eduardo F. de Simas Filho
Laboratório de Sistemas Digitais - LSD,
UFBA, Salvador, Brazil
martonsandes@ufba.br
paulo.farias@ufba.br
eduardo.simas@ufba.br

Bertrand Laforge
*Laboratoire de Physique Nucléaire
et de Hautes Energies - LPNHE*
Sorbonne, Paris, France
laforge@lpnhe.in2p3.fr

José M. de Seixas
Laboratório de Processamento
de Sinais - LPS, COPPE/Poli
UFRJ, Rio de Janeiro, Brazil
seixas@lps.ufrj.br

Abstract—ATLAS is the largest experiment at the LHC accelerator complex in CERN. It is situated at one of the collision points in the accelerator tunnel. The experiment consists of a collection of specialized sub-detectors designed to characterize the particles generated by collisions in the LHC. One of these specialized detectors is the liquid argon (LAr) calorimeter, which contains approximately 187k sensor cells used to characterize electromagnetic showers. The LAr calorimeter has a high cell density, which, combined with the high collision rates and the mechanical and electronic structure of the detector readout, leads to crosstalk (XT) effects between adjacent sensor cells. Crosstalk degrades the accuracy of energy and time reconstruction for incoming particles. To address this challenge, an electromagnetic shower simulator based on the ATLAS LAr calorimeter was developed, along with a machine learning approach to mitigate the XT effects. The results demonstrate that the energy and time-of-flight of particles can be reconstructed very closely to the desired values. The proposed approach reduces the error fluctuations in energy estimation by at least 37 times compared to the standard algorithm. Additionally, it decreases the error fluctuations in time estimation by three orders of magnitude.

Index Terms—ATLAS, Electromagnetic Calorimeter, Liquid Argon (LAr), Crosstalk, Neural Networks, Simulator, Regression.

I. INTRODUÇÃO

O ATLAS é o maior experimento do LHC (*Large Hadron Collider*) [1], que é o mais potente acelerador de partículas em operação atualmente. Os experimentos associados ao LHC buscam por respostas sobre a natureza fundamental da matéria, que atualmente é descrita pelo Modelo Padrão (MP) [2], procuram por validação de modelos físicos e por física desconhecida e nova. Este conjunto de experimentos está localizado no CERN (*Centre Européen pour la Recherche Nucléaire*) na fronteira entre a França e a Suíça em um túnel a 100 metros de profundidade.

O LHC possui uma estrutura densa e complexa, constituída pelos seguintes experimentos: ATLAS (*A Toroidal LHC Ap-*

paratuS); ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*), CMS (*Compact Muon Solenoid*), FASER (*Forward Search Experiment*) e LHCb (*Large Hadron Collider beauty*). O túnel do acelerador tem cerca de 27 km de comprimento e colisões de feixes de prótons podem ocorrer a uma taxa de até 40×10^6 vezes por segundo [1].

O ATLAS, ver Figura 1a, é um detector de uso geral formado por um conjunto de subdetectores: detector de traços; calorímetros eletromagnético e hadrônico; e a câmara de múons. O volume de dados online produzidos no ATLAS é de cerca de 68 TB/s, e esta taxa de colisão resultou, em 2010, num total de 1 PB gerados [3].

O centro do experimento ATLAS é um dos pontos de colisão dos feixes de prótons do LHC. Para absorver e medir a energia dos eventos de colisão, uma série de sensores são organizados em camadas, na tentativa de medir e identificar as várias partículas produzidas nas colisões, exceto neutrinos, ou possíveis candidatos à matéria escura. A camada responsável pelo registro da energia depositada por fótons e elétrons é o calorímetro eletromagnético (EMCal) de argônio líquido (LAr) como material ativo.

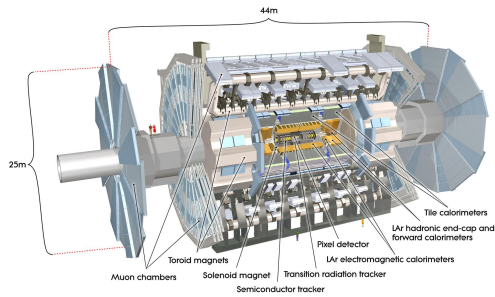
A elevada densidade das células sensoras presentes no ATLAS, a estrutura mecânica e eletrônica do sistema de leitura dos canais sensores do detector e os altos níveis de energia nas colisões provocam o aparecimento de efeitos de cruzamento (*crosstalk* - XT) de informação entre os canais, os quais podem ser de natureza resistiva, indutiva ou capacitiva. Como consequência, as amostras obtidas de cada célula são contaminadas por sinais das células vizinhas, afetando o processo de reconstrução do verdadeiro valor da energia que foi depositada pela partícula em cada célula.

Este artigo apresenta a continuação do trabalho [4], apresentando os melhores resultados para a análise de reconstrução da energia utilizando o simulador de deposição de energia

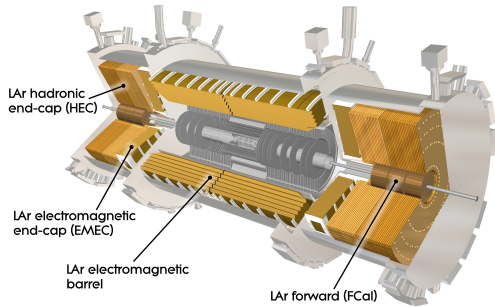
no calorímetro eletromagnético do experimento ATLAS. Em [4] foram avaliadas redes neurais para reconstrução somente da energia depositada nas células tendo como entrada as amostras de um $cluster_{3 \times 3}$. Os resultados mostraram que a melhor rede não conseguiu obter boa regressão para valores de energia baixos. Neste, as redes utilizam toda a informação contida no $cluster_{5 \times 5}$ para reconstruir a informação da energia e do tempo de voo das partículas sem utilizar técnicas de filtragem ou seleção de informação para obter bons resultados de reconstrução.

II. O EXPERIMENTO ATLAS E O PROBLEMA DE CROSSTALK

O ATLAS, ver Figura 1a, possui 46 m de comprimento, 25 m de diâmetro, 7000 toneladas, e cerca de 100 milhões de sensores capazes de rastrear, medir e identificar as partículas produzidas nas colisões do LHC. A colaboração ATLAS possui mais de 3000 cientistas de 174 institutos em 38 países trabalhando nos diferentes subdetectores no ATLAS [5]. Somente os Calorímetros de LAr, ver Figura 1b, possuem, aproximadamente, 187.000 canais que são divididos em barril, e duas tampas terminais.



(a) Fonte: [6]



(b) Fonte: [6]

Figura 1: Em (a) o detector ATLAS com seus vários subdetectores. Em (b), detalhe para o conjunto de calorímetros em LAr

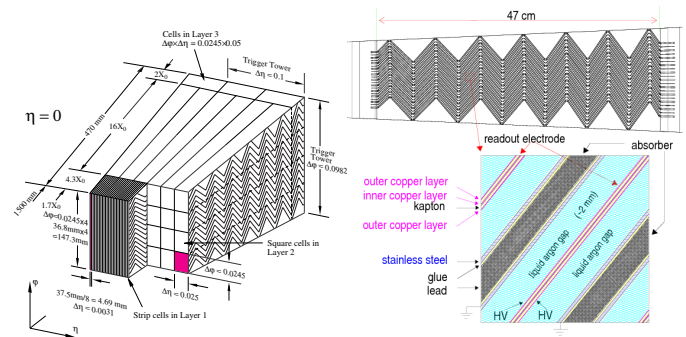
A. Calorímetro LAr - Estrutura

O calorímetro, LAr, do ATLAS é uma estrutura cilíndrica com granularidade diferente entre as camadas, ver Figura 2a,

cobrindo todo o ângulo de ϕ em torno do eixo dos feixes, e $|\eta| < 4.75^1$ [7]. As células do LAr são construídas por uma

$^1\eta = -\ln(\tan(\frac{\theta}{2}))$ - pseudorapidez - utilizada para definir o ângulo de uma partícula em relação ao eixo do feixe.

estrutura sobreposta usando diferentes materiais. Na Figura 2b é possível observar os diferentes materiais constituintes do módulo: camadas de chumbo (em cinza) formam absorvedores nos quais os chuveiros eletromagnéticos (EM) se desenvolvem, principalmente, enquanto as lacunas polarizadas, de argônio líquido (hachurado em azul) são usadas para coletar a carga de ionização produzida por e^\mp dentro do chuveiro EM durante o desenvolvimento [6], [8], [9]. A carga coletada pelo módulo é proporcional ao número de e^\mp no chuveiro numa célula e reflete a perda de energia pelo chuveiro eletromagnético naquela célula ao atravessar os absorvedores de chumbo.



(a) Fonte [6]

(b) Fonte: [6]

Figura 2: (a) diagrama de um trecho do calorímetro eletromagnético em LAr do ATLAS exibindo a diferente granularidade entre as camadas. (b) diagrama da estrutura, multicamada, que compõe uma célula sensora no calorímetro LAr.

B. Sinal da célula ionizada

Quatro amostras por célula são usadas para reconstruir a informação da energia e o tempo de voo da partícula utilizando a técnica de Filtragem Ótima (FO) [10], [11], ver Equações 1 e 2. Infelizmente o XT afeta o sinal medido, e distorce o sinal de ionização da célula prejudicando a reconstrução.

$$A = \sum_{i=1}^4 a_i S_i \quad (1) \quad \tau = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^4 b_i S_i \quad (2)$$

onde A é a amplitude energia reconstruída, a_i são os coeficientes associados à amplitude, b_i são os coeficientes associados ao tempo de voo (τ) para a partícula e S_i são as amostras do sinal da célula.

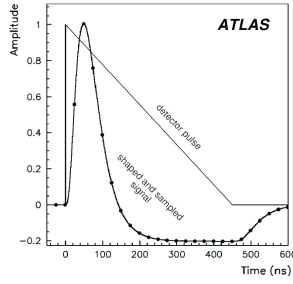


Figura 3: Sinal de ionização para uma célula do LAR sensibilizada. Os pontos indicam os instantes de amostragem, a cada 25 ns. Fonte: [6]

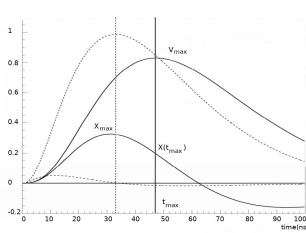
C. Sinal da XT

As Equações 1 e 2 descrevem de forma genérica o cálculo dos coeficientes do FO. A Equação 3 mostra a composição, de cada amostra (i) para uma célula (j) no LAr, que recebe contribuição do XT de uma célula vizinha (k). $S_j^{rec}(t_i)$ é a energia da amostra medida pelo circuito de leitura enquanto, $S_j^{truth}(t_i)$ é a amostra da energia verdadeira depositada na célula (j), $XT_{k \rightarrow j}(t_i)$ é a amostra gerada na célula (j) a partir da contribuição XT para uma célula vizinha e o sinal b_j modela a contribuição de ruído eletrônico na célula (j).

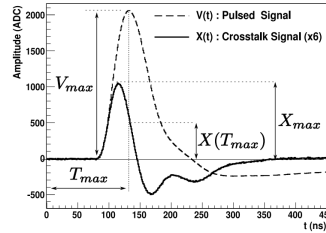
$$S_j^{rec}(t_i) = S_j^{truth}(t_i) + \sum_k XT_{k \rightarrow j}(t_i) + b_j(t_i) \quad (3)$$

Para medir os efeitos do XT, são adotadas três definições em [12], [13], uma mais realista e mais relevante porque o sinal é amostrado neste momento, e a outra mais pessimista, mas que dá uma compreensão mais precisa do XT. As definições para o XT são:

- Pico-a-Pico – Valor percentual sinal de XT em relação à amplitude máxima do sinal de ionização registrado na célula: $X_{max} = \max(X(t)/V_{max})$;
- Sob o Pico – Percentual da amplitude do sinal de XT avaliada no instante de máxima amplitude do sinal de ionização da célula sensibilizada: $X_{tmax} = (X(t_{max})/V_{max})$;
- Um terceiro método foi introduzido em [14] para estimar a contribuição do XT utilizando, diretamente, as equações do FO, método utilizado no presente estudo.



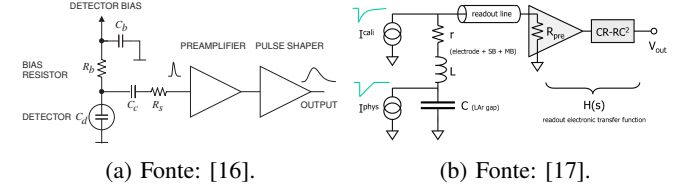
(a) Fonte: [12]



(b) Fonte: [15]

Figura 4: (a) duas definições de XT: Sob pico e de Pico-a-Pico. (b) distorção no sinal de ionização casada pelo sinal de XT.

Na Figura 3 foram exibidos os pulsos de calibração e pulsos moldados pelos circuitos analógicos conformadores. O sistema de instrumentação utilizado no experimento utiliza um circuito analógico conformador, ver Figura 5, que converte o sinal triangular no pulso bipolar que carrega em sua forma duas informações utilizadas no processo de reconstrução: sua amplitude, que é proporcional ao nível de energia depositada pela partícula ao sensibilizar a célula, e o tempo necessário para o sinal atingir o valor máxima da amplitude indica o tempo de voo da partícula até a sensibilização da célula do LAr.



(a) Fonte: [16].

(b) Fonte: [17].

Figura 5: Diagrama do circuito típico utilizado nos canais sensores do detector (a) e circuito equivalente para uma célula sensora do LAr(b).

Existem duas consequências devidas ao XT: a primeira é a mudança na amplitude do pulso. Isto afeta o valor da energia registrada na célula; a segunda é mais crítica para a medição do tempo, pois gera a mudança no instante de pico do pulso. Esta mudança acrescenta um erro no tempo de voo da partícula da ordem de 94 ps [14], que levando em consideração o processo de conformação do sinal de ionização e o método de reconstrução padrão, FO, esse efeito produz mudanças significativas na estimação tempo de voo da partícula, o que pode ser visualizado na Tabela III.

Algumas suposições foram consideradas no desenvolvimento deste estudo: O acoplamento XT além da primeira vizinhança não é significativo, e, de acordo com os estudos e resultados de [14], o XT resistivo não foi considerado, pois não induz deslocamento temporal ou mudanças na forma do sinal. Para estudar o XT foi escolhida uma região contendo 25 células de tamanho $(5 \times 0,025) \times (5 \times \frac{\pi}{128})$ ($\eta - \eta$, $\phi - \phi$). Com estas considerações, o modelo adotado para acoplamento, na primeira vizinhança, é mostrado na Figura 6b. A célula vermelha (C_{22}) é a célula de interesse na região, para reconstruir energia e tempo sem XT, as células amarelas são a primeira vizinhança, ver Figura 6a, que adicionam o acoplamento indutivo e capacitivo XT.

Expandindo a Equação 3 para a célula 1, por exemplo, mostra a relação detalhada com a energia na célula vizinha, ver Equação 4. A função g_1 é a função de transferência direta para a célula de interesse, E_k^{truth} é o valor verdadeiro da energia registrada na célula vizinha k, $g_{k \rightarrow 1}^{XT}$ resume a função de transferência para acoplamento entre a célula k e a célula 1.

$$E_1^{rec}(t_i) = E_1^{truth} g_1(t_i - \tau) + \sum_{k=2}^n E_k^{truth} g_{k \rightarrow 1}^{XT}(t_i - \tau) + b_1(t_i) \quad (4)$$

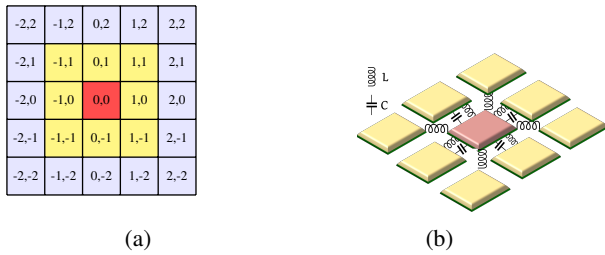


Figura 6: (a) diagrama de endereçamento das células (η , ϕ) no interior de um $cluster_{5 \times 5}$. Cada linha representa uma faixa em ϕ e cada coluna uma região em η . (b) Modelo de acoplamento de XT capacitivo e indutivo para a célula de interesse

III. SIMULADOR - EMSHOWER

Para permitir uma estimativa realista da energia depositada nas células, foi criado um simulador de chuva eletromagnético conforme fluxograma da Figura 7. O objetivo é ter uma ferramenta para investigar a melhor técnica para tratar a influência do XT, melhorar a resolução do detector e rejeitar os eventos de empilhamento para aumentar a sensibilidade do ATLAS à nova física.

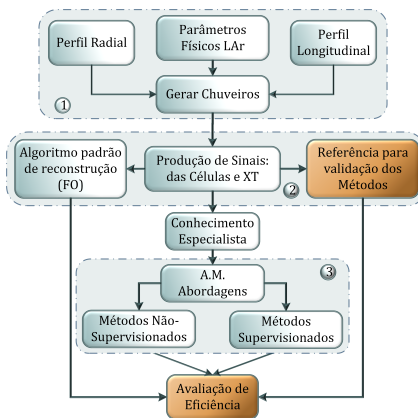


Figura 7: Fluxograma para o desenvolvimento do simulador de chuva de partículas eletromagnéticas e a abordagem em aprendizado de máquina para mitigar os efeitos do XT.

Um simulador é uma ferramenta importante no campo da física das partículas e sua aplicação ajuda a avaliar novas teorias em física, como um primeiro passo, antes da experimentação. Para ser útil, o simulador deve apresentar dados consistentes com os dados experimentais.

Diferentes níveis de simulação podem ser desenvolvidos para estimar a energia depositada nas células do LAr. Um programa de simulação comumente usado é o GEANT4 (*Geometry And Tracking*) [18], uma estrutura de código aberto para simular a passagem de partículas através da matéria, baseada em algoritmos MC (Monte Carlo). Tal ferramenta implementa uma vasta compreensão do processo físico e um grande número de parâmetros associados a campos magnéticos no detector, bem como da estrutura física de cada sensor [19].

O simulador EMshower é uma ferramenta rápida de configuração e execução, em comparação com o GEANT4,

ele nos permite simular o desenvolvimento do chuva EM em calorímetros LAr com base em um modelo que descreve os perfis de chuva e a geometria do detector ATLAS [20], [21], ver Figura 7.

Este simulador, EMshower, leva em conta o desenvolvimento longitudinal e radial do chuva, e suas flutuações típicas, de partículas eletromagnéticas (elétrons, pósitrons e fótons) em uma faixa de energia representativa, conforme observado no LHC, e os parâmetros realistas do LAr [22]–[24], como descrito pelo bloco 1 na Figura 7.

O segundo bloco corresponde à geração de sinais elétricos induzidos em uma célula do LAr e de sinais XT. Esses sinais são usados para estudar novos algoritmos para extrair energia e tempo em cada célula enquanto mitigam os efeitos XT usando conhecimento especialista do experimento numa abordagem de aprendizagem de máquina. Um ponto a mencionar é que os métodos não supervisionados (PCA e NLPCA) foram avaliados mas não produziram resultados significativos para reconstruir a informação de energia sem a influência XT. Ainda nesse bloco é indicado o método de reconstrução de referência usado hoje no ATLAS para reconstruir energia e tempo para validar qualquer novo método em desenvolvimento.

A. Redes Neurais para tratar o XT

As redes neurais artificiais são um tipo de abordagem utilizada em HEP (*High Energy Physics*) desde antes de 1988, para um conjunto de tarefas como o filtragem, rastreamento de partículas e reconstrução da energia de colisões [25], [26], e ainda continuam sendo aplicadas para tais tarefas [11], [27]. Dessa forma, uma abordagem usando redes neurais (RN) foi desenvolvida para mitigar a influência XT na estimação da energia e o tempo de voo das partículas na presença do sinal de *crossstalk*.

Para tratar o problema com XT em células, construímos um conjunto de dados simulados com 750000 *clusters*, sendo 90% para para treino e validação e, 10% para teste, usando o simulador EMshower (seção III) com as seguintes características:

- Sinal de cada uma das células do *cluster*;
- Elétron com 50 GeV de energia de amplitude em uma distribuição normal em um ponto com η , ϕ fixos;
- Sinal de ruído com distribuição normal com amplitude máxima de 50 MeV [28];
- Modelo de função de transferência para o acoplamento capacitivo entre duas células num canal de leitura com amplitude de 4,2% [14] do nível de energia da célula vizinha (definição de pico-a-pico);
- Função de transferência do acoplamento indutivo com 2,7% (definição pico a pico) do sinal das células vizinhas também foi desenvolvida.

B. Método utilizado

Na Tabela I é exibida a organização dos dados vindos do $cluster_{5 \times 5}$ construído em torno da célula de impacto na segunda camada eletromagnética. A célula na cor vermelha indica a célula de impacto, a qual registra a máxima energia

do *cluster*. Na cor amarela são as oito células que compõem a primeira vizinhança, ou primeiro anel ao redor da célula mais energética. Por fim, a segunda vizinhança, completa o $cluster_{5 \times 5}$. Nota-se que a amplitude total registrada nessas células, 78,11 MeV é muito inferior à primeira vizinhança, 6,58 GeV.

Energia média do <i>cluster</i> [GeV]					
Energia de Impacto: 50 [GeV]		Energia na camada S: 44.56 [GeV]			
$\phi \backslash \eta$	-0.025	0.000	0.025	0.050	0.075
$-\frac{\pi}{128}$	$0.38 \cdot 10^{-3}$	$4.19 \cdot 10^{-3}$	$10.01 \cdot 10^{-3}$	$4.20 \cdot 10^{-3}$	$0.38 \cdot 10^{-3}$
0.000	$4.22 \cdot 10^{-3}$	$356.90 \cdot 10^{-3}$	1.27	$359.00 \cdot 10^{-3}$	$4.52 \cdot 10^{-3}$
$\frac{\pi}{128}$	$10.04 \cdot 10^{-3}$	1.27	37.91	1.30	$10.84 \cdot 10^{-3}$
$\frac{2\pi}{128}$	$4.23 \cdot 10^{-3}$	$359.90 \cdot 10^{-3}$	1.30	$361.60 \cdot 10^{-3}$	$4.56 \cdot 10^{-3}$
$\frac{3\pi}{128}$	$0.39 \cdot 10^{-3}$	$4.47 \cdot 10^{-3}$	$10.76 \cdot 10^{-3}$	$4.52 \cdot 10^{-3}$	$0.40 \cdot 10^{-3}$

TABELA I: Energia nas células da segunda camada do LAR, em um $cluster_{5 \times 5}$, típico, simulado para um chuveiro eletromagnético de um elétron com 50 GeV com ruído e XT. Na cor amarela a primeira vizinhança da célula central (na cor vermelha). O total da energia depositada na camada S2 é de 44.56 GeV, o que equivale a 89,13% da energia da partícula.

Na Figura 8 são exibidos os histogramas para a energia total e energia com adição do *crosstalk* indutivo e capacitivo depositada no $cluster_{5 \times 5}$ definido para os estudos do *crosstalk* apresentados neste trabalho. Levando em consideração o nível de energia média de 50 GeV, que foi utilizada para a produção dos clusters utilizados, a camada S2 registra 79,02%, e com a adição

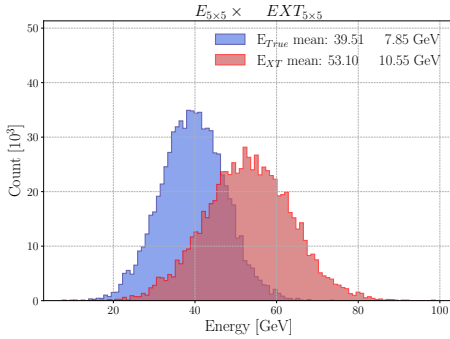


Figura 8: Histogramas para a energia total depositada no $cluster_{5 \times 5}$ e para a energia com a adição de *crosstalk* capacitivo e indutivo.

A célula central define o centro de um $cluster_{5 \times 5}$, cada uma com suas respectivas 4 amostras temporais, conforme sistema de amostragem da placa *front-end* do ATLAS (cada

amostra é tomada 25 ns após a anterior) com contribuição de ruído, XT capacitivo e indutivo. Este vetor, com 100 sinais (25 células com 04 amostras cada), foi usado como entrada para o treinamento das redes neurais utilizadas no processo de reconstrução do valor energético de cada célula, Figura 9.

Os parâmetros utilizados no treinamento das redes para reconstruir a energia das partículas a partir das amostras foram os seguintes:

- 750.000 eventos foram produzidos com o EMShower;
- Camada de Entrada: 100 neurônios;
- Camada de Saída: 25 neurônios;
- N° de camadas ocultas avaliadas: [1, 2, 3, 4];
- N° de neurônios em cada camada oculta avaliados: [5 – 60];
- N° máximo de épocas: 5000;
- Critério de parada: Mínimo MSE avaliado entre a saída da rede e os valores alvo de referência;
- Validação cruzada: *k-fold* - 9 subconjuntos para treinamento e um subconjunto para teste;
- Para cada rede avaliada foi tomado o melhor resultado de 15, afim de evitar mínimos locais;
- Arquitetura: MLP;
- *earlystop* igual a 25;
- Função de ativação: Entrada e camada oculta - PReLU, e camada de saída - linear;

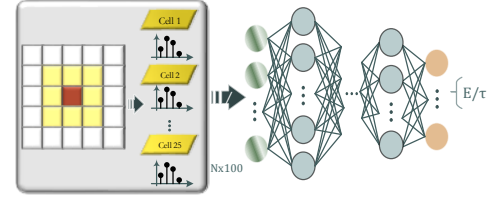


Figura 9: Diagrama para organização de dados e a abordagem usada para avaliar uma RN para a tarefa de regressão da energia depositada nas células sem XT.

IV. RESULTADOS

A seguir, serão apresentados os resultados para as estruturas de rede neural que reconstruíram energia e o tempo das células do $cluster_{3 \times 3}$ construído em torno da célula que registrou a maior energia.

A seguir, na Figura 10a, é exibida a comparação entre a energia total do $cluster_{5 \times 5}$ e o $cluster_{3 \times 3}$, é possível observar que a energia depositada no $cluster_{3 \times 3}$ central contém 99,97% da energia total do $cluster_{5 \times 5}$. Na Figura 10b é exibida a distribuição do erro ao se considerar somente a célula central e sua primeira vizinhança em relação ao $cluster_{5 \times 5}$.

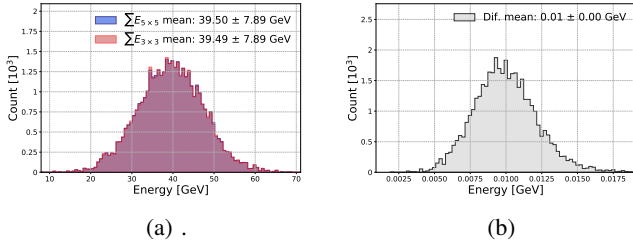


Figura 10: Em (a), energia depositada no $cluster_{5 \times 5}$, e a energia total depositada no $cluster_{3 \times 3}$ da rede com o melhor treinamento. Em (b), Distribuição da diferença entre a energia depositada no $cluster_{5 \times 5}$, e a energia depositada no $cluster_{3 \times 3}$

A. Resultados para estimação da energia

O sumário para todas as redes treinadas para a reconstrução do tempo de voo das partículas é visto na Figura 11. A rede com uma camada oculta obteve o menor rmse. O resultado para a melhor rede contendo uma camada oculta, utilizada na reconstrução da energia das células do $cluster_{3 \times 3}$ é apresentado na Tabela II.

Valores alvo para a energia, reconstruída com o FO e a rede mlp						
	Alvo	OF		MLP		RMSE
		Energia	Energia	Energia	RMSE	
cél.	-1,1	0.09 ± 0.09	0.38 ± 0.13	0.35	0.09 ± 0.09	$7.32e-03$
cél.	0,1	1.52 ± 1.47	1.93 ± 1.46	0.91	1.51 ± 1.47	$1.44e-02$
cél.	1,1	0.10 ± 0.10	0.38 ± 0.14	0.35	0.11 ± 0.10	$1.95e-03$
cél.	-1,0	1.53 ± 1.49	1.95 ± 1.47	0.91	1.53 ± 1.49	$6.08e-03$
cél.	0,0	38.67 ± 8.06	38.71 ± 8.05	0.08	38.68 ± 8.07	$3.15e-02$
cél.	1,0	1.59 ± 1.54	2.01 ± 1.53	0.91	1.59 ± 1.54	$5.15e-03$
cél.	-1,-1	0.10 ± 0.09	0.38 ± 0.13	0.35	0.10 ± 0.10	$7.87e-03$
cél.	0,-1	1.66 ± 1.61	2.06 ± 1.60	0.91	1.66 ± 1.61	$8.10e-03$
cél.	1,-1	0.12 ± 0.12	0.39 ± 0.15	0.35	0.12 ± 0.12	$8.85e-03$
			RMSE	0.22		RMSE
						$7.03e-03$

TABELA II: Sumário para a melhor estrutura de rede para reconstrução da energia utilizando 1 camada escondida com 25 neurônios. A 1ª coluna são as células do $cluster_{3 \times 3}$, a 2ª, energias alvo, a 3ª, a resposta do FO, a 4ª, a saída da melhor RN usando 100 neurônios de entrada, 25 na camada oculta e 25 de saída. A última coluna é a RMSE entre RN e os alvos.

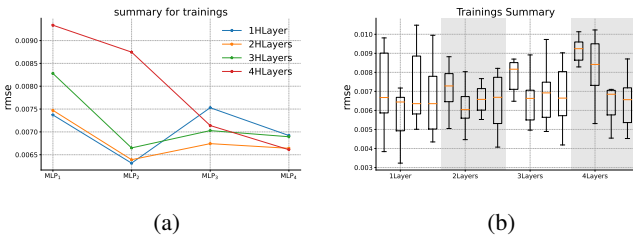


Figura 11: *Boxplots* para os treinos das diferentes estruturas avaliadas com [1–4] camadas ocultas (a). Em (b) evolução do erro para cada estrutura com [1–4] camadas ocultas. O melhor resultado foi obtido utilizando uma camada oculta.

O perfil de deposição de energia possui a característica de simetria em relação à célula central, o que pode ser verificado na coluna alvo nos valores de cada uma das células

na Tabela II. Além disso, é possível organizar as células do $cluster_{3 \times 3}$ em três subgrupos, a saber, a célula central (2,2), as células das diagonais (-1,1; 1,-1; 1,1; -1,-1) e as células da coluna e linha central (0,1; 0,-1; -1,0; 1,0).

As Figuras [12a, 12b, 12c] mostram os histogramas para a energia reconstruída nos três subgrupos do $cluster_{3 \times 3}$ pela melhor RN avaliada, em comparação com o método padrão FO usado para reconstruir a energia das células. As Figuras [13a, 13b, 13c] mostram, os gráficos de dispersão para o alvo e a saída da RN para cada célula. Para as células com alta energia, a RN reconstrói a energia da célula sem a influência XT próxima aos alvos.

Os resultados para um modelo de RN que utiliza a informação contida em todo o $cluster_{5 \times 5}$ ao invés de um modelo para o $cluster_{3 \times 3}$ central [4], mostrou que existe a melhora na reconstrução da energia das células. Nas Figuras [13a, 13b, 13c] é possível observar que o modelo de RN, com estrutura MLP, produziu boa reconstrução da energia em todas as células do $cluster$ central.

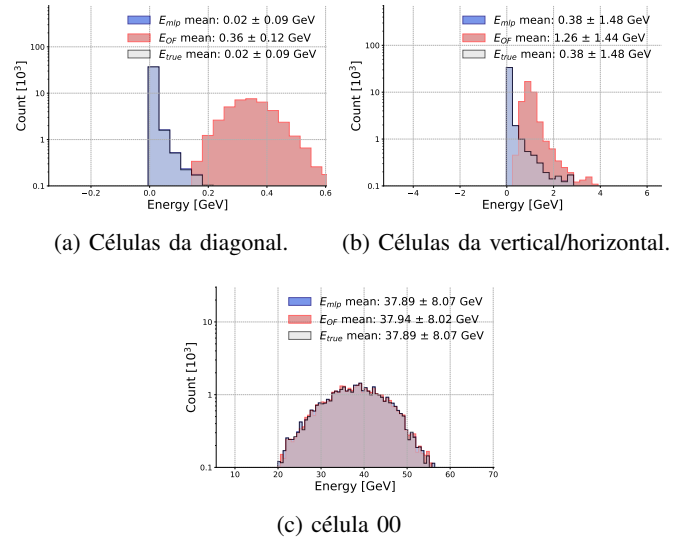
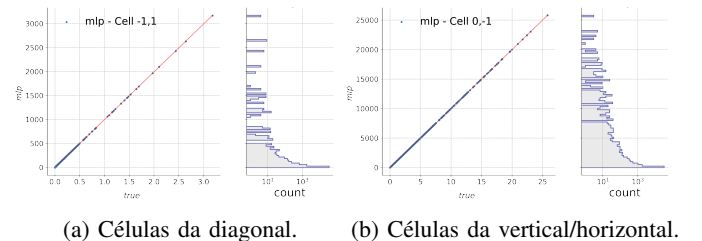
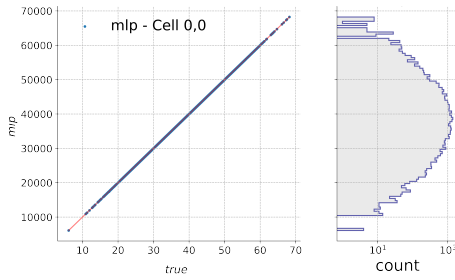


Figura 12: Histogramas para as energias reconstruídas.

Na sequência, Figuras [13a, 13b, 13c], mostram os gráficos de dispersão relativos a cada um dos subgrupo de células do $cluster 3 \times 3$. Observa-se que os resultados dos histogramas são acompanhados de um bom resultado do espalhamento dos resultados da rede em relação aos valores de referência para a energia de cada uma das células.





(c) célula 00

Figura 13: Gráfico de dispersão para a energia.

B. Resultados para estimação do tempo

A seguir os *boxplots* para cada uma das estruturas avaliadas com [1–4] camadas ocultas para a tarefa de estimação do tempo de voo das partículas que interagiram com as células sensoras, ver Figura 14. A evolução do rmse ao longo das estruturas avaliadas é exibido na Figura 14b. A tendência de convergência observada na evolução do rmse sugere ser possível que avaliar outros modelos com menos camadas ocultas possam alcançar rmse mais baixos do que o modelo de melhor resultado utilizando 3 camadas ocultas.

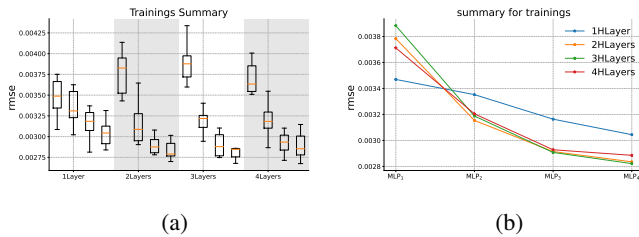


Figura 14: *Boxplots* para os treinos das diferentes estruturas com 1, 2, 3 e 4 camadas ocultas (a). Em (b) evolução do erro mse para cada estrutura com [1–4] camadas ocultas.

O resultado para a melhor rede utilizada na reconstrução do tempo de voo das partículas das células do $cluster_{3 \times 3}$ é apresentado na Tabela III. É possível observar nos resultados obtidos com o FO (Filtro Ótimo) que o sinal de *crossstalk* insere um erro significativo para o tempo de voo da partícula que incide no *cluster*.

Valores alvo para o tempo, reconstruído com o FO e a rede mlp					
	Alvo	FO		MLP	
		Tempo	RMSE	Tempo	RMSE
cél. $-1,1$	0.50 ± 0.50	80.59 ± 6.48	80.51	0.51 ± 0.50	0.17e-02
cél. $0,1$	0.50 ± 0.50	75.18 ± 17.5	75.16	0.50 ± 0.50	0.16e-02
cél. $1,1$	0.50 ± 0.50	80.25 ± 6.14	80.22	0.50 ± 0.50	0.15e-02
cél. $-1,0$	0.50 ± 0.50	75.15 ± 17.6	75.11	0.50 ± 0.50	0.16e-02
cél. $0,0$	0.51 ± 0.50	0.57 ± 0.54	0.24	0.51 ± 0.50	0.16e-02
cél. $1,0$	0.50 ± 0.50	75.05 ± 18.2	74.97	0.50 ± 0.50	0.16e-02
cél. $-1,-1$	0.50 ± 0.50	80.18 ± 6.47	80.17	0.50 ± 0.50	0.16e-02
cél. $0,-1$	0.50 ± 0.50	75.14 ± 17.8	75.12	0.50 ± 0.50	0.16e-02
cél. $1,-1$	0.50 ± 0.50	80.13 ± 6.63	80.11	0.50 ± 0.50	0.16e-02
		RMSE	80.10	RMSE	0.16e-02

TABELA III: Sumário para a melhor estrutura de rede para reconstrução do tempo de voo utilizando 3 camadas escondidas com 60–39–19 neurônios. A 1ª coluna são as células do $cluster_{3 \times 3}$, a 2ª, energias alvo, a 3ª, a resposta do FO, a 4ª, a saída da melhor RN. A última coluna é a RMSE entre RN e os alvos.

Somente na célula mais energética (cél_{0,0}) o FO consegue reconstruir o tempo da partícula com um baixo erro. Esse fato se deve ao nível da energia presente na célula central, fato que não ocorre nas células vizinhas devido à característica de deposição de energia para partículas eletromagnéticas, o que limita a aplicação do FO à utilizar a informação da célula central para a estimação do tempo de voo da partícula. Olhando para os resultados obtidos com a rede neural, observa-se que a rede foi capaz de reconstruir os valores do tempo de voo das partículas, não somente utilizando a informação da célula mais energética.

C. Comparação entre os resultados atuais e anterior

A seguir a Tabela IV apresenta uma comparação entre os resultados obtidos no trabalho de 2021 [4] e o atual. No primeiro levo-se em consideração a concentração que existe na deposição de energia de chuviscos eletromagnéticos, e um modelo de rede tendo como entrada as nove células do $cluster_{3 \times 3}$ central. Como resultado a estrutura MLP não produziu uma boa regressão para valores de energia baixa, sugerindo que fosse necessário um método de pré-processamento ante de treinar os modelos.

No trabalho atual, toda a informação do $cluster_{5 \times 5}$ foi utilizada como entrada dos modelos, o que possibilitou ao modelo MLP produzir uma boa estimação para os valores da energia, tanto para células de baixa energia quanto para as altas, mantendo o mesmo número de camadas ocultas do primeiro trabalho. Já para estimação do tempo, a estrutura anterior não foi avaliada para essa tarefa tendo em vista o resultado ruim no que se refere à estimação de valores baixos de energia nas células do $cluster_{3 \times 3}$. A estrutura atual, produziu um bom resultado de regressão para a estimação do tempo de voo das partículas, não só utilizando a informação da célula mais energética.

Melhores redes: comparativo entre o trabalho atual e 2021				
Parâmetros	2021		2023	
	Energia	Tempo	Energia	Tempo
Entrada	36	–	100	100
Camadas Ocultas	1	–	1	3
Neurônios	20	–	25	60–39–19
Saída	9	–	25	25
Reg. céls. Alta Energia	boa	–	boa	boa
Reg. céls. Baixa Energia	ruim	–	boa	boa

TABELA IV: Resumo comparativo entre os resultados dos trabalhos atual e de 2021 nos estudos de mitigação do *crossstalk* no processo de estimação da energia e tempo das partículas. Em 2021 as redes tinham entrada igual a 36, ou seja, a informação do $cluster_{3 \times 3}$ central. No trabalho atual, observou-se que o $cluster_{5 \times 5}$ permitiu ao modelo uma boa regressão, tanto para células de alta energia, quanto para células com baixa energia.

V. CONCLUSÃO

Desenvolver um método para mitigar a influência XT no calorímetro do ATLAS LAr é um desafio de engenharia interessante. Para tratar este problema foi necessário desenvolver um simulador de chuva de partículas eletromagnéticas, EMshower, que tem a flexibilidade de testar um conjunto de configurações para reproduzir as situações encontradas no detector ATLAS. Uma abordagem em avaliação usando RN para reconstruir a energia e o tempo de voo das partículas que atingem as células do calorímetro eletromagnético em argônio líquido do ATLAS gerou resultados promissores que foram comparados aos resultados anteriores. Nesse modelo foi utilizada a informação contida num $cluster_{5 \times 5}$ e produziu bons resultados no processo de reconstrução da energia e do tempo de voo das partículas do $cluster_{3 \times 3}$. Esses resultados orientam os estudos subsequentes para construção de modelos que mitiguem os efeitos do *crosstalk* no processo reconstrução, utilizando dados, reais, de colisão de partículas.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao apoio financeiro da FAPESB, FAPERJ, RENAFAP, CNPq e CAPES. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- [1] L. Evans and P. Bryant, "LHC machine," *Journal of Instrumentation*, vol. 3, no. 08, pp. 1–158, aug 2008.
- [2] M. A. Moreira, "O modelo padrão da física de partículas," *Revista Brasileira de Ensino de Física*, vol. 31, no. 1, pp. 1–158, 2009.
- [3] W. S. Freund, "Algoritmo neural para detecção de partículas em um calorímetro de altas energias," 2011. [Online]. Available: <http://hdl.handle.net/11422/8148>
- [4] M. S. Santos, P. C. M. A. Farias *et al.*, "Redes neurais como um método de redução do *Crosstalk* entre sensores no calorímetro eletromagnético do experimento ATLAS," in *Anais do 15 Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional*. Joinville, SC: SBIC, 2021, pp. 1–7.
- [5] ATLAS Collaboration, "Observation of an excess of events in the search for the Standard Model Higgs boson in the gamma-gamma channel with the ATLAS detector," CERN, Geneva, Tech. Rep. ATLAS-CONF-2012-091, Jul 2012. [Online]. Available: <http://cds.cern.ch/record/1460410>
- [6] N. Nikiforou, "Performance of the atlas liquid argon calorimeter after three years of lhc operation and plans for a future upgrade," in *2013 3rd International Conference on Advancements in Nuclear Instrumentation, Measurement Methods and their Applications (ANIMMA)*, June 2013, pp. 1–12.
- [7] G. Aad, B. Abbott *et al.*, "Topological cell clustering in the ATLAS calorimeters and its performance in LHC run 1," *Eur. Phys. J.*, vol. C77, p. 490, 2017.
- [8] B. Aubert, J. Ballansat *et al.*, "Development and construction of large size signal electrodes for the atlas electromagnetic calorimeter," *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res., A*, vol. 539, no. CERN-PH-EP-2004-019, pp. 558–594. 43 p, May 2004. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/737956>
- [9] R. Wigmans, *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*, 2nd ed., ser. International Series of Monographs on Physics, 107. Oxford Scholarship Online, 2017.
- [10] W. Cleland and E. Stern, "Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 338, no. 2, pp. 467 – 497, 1994.
- [11] H. Chen, "Readout electronics for the atlas lar calorimeter at hl-lhc," *Physics Procedia*, vol. 37, pp. 1720–1729, 2012, proceedings of the 2nd International Conference on Technology and Instrumentation in Particle Physics (TIPP 2011).
- [12] J. Colas, C. de La Taille *et al.*, "Crosstalk in the ATLAS electromagnetic calorimeter; preliminary version," CERN, Geneva, Tech. Rep. ATL-LARG-2000-004, Oct 1999. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/683952>
- [13] F. Hubaut, "Crosstalk measurements in the em barrel module 0 from 99', may 00' and july 00' beam tests," CERN, Geneva, Tech. Rep. ATL-LARG-2000-009, Oct 2000.
- [14] A. LOPEZ SOLIS, "Contribution to the energy and time measurement of electrons and photons in the atlas experiment and search for dark matter production in association to a higgs boson," Jul 2017, CERN-THESIS-2017-214. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/2291698>
- [15] J. LABBÉ and R. Ishmukhametov, "Crosstalk Measurements in the Electromagnetic Calorimeter during ATLAS Final Installation," CERN, Geneva, Tech. Rep. ATL-LARG-INT-2009-004. ATL-COM-LARG-2008-012, Dec 2008.
- [16] M. Tanabashi *et al.*, "Review of particle physics," *Phys. Rev. D*, vol. 98, p. 030001, Aug 2018. [Online]. Available: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevD.98.030001>
- [17] D. Banfi, M. Delmastro, and M. Fanti, "Cell response equalisation of the ATLAS electromagnetic calorimeter without the direct knowledge of the ionisation signals," *Journal of Instrumentation*, vol. 1, no. 08, pp. P08 001–P08 001, aug 2006. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088%2F1748-0221%2F1%2F08%2Fp08001>
- [18] S. Agostinelli *et al.*, "Geant4—a simulation toolkit," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 506, no. 3, pp. 250 – 303, 2003.
- [19] M. Araújo, M. Begalli *et al.*, "Lorenzetti showers - a general-purpose framework for supporting signal reconstruction and triggering with calorimeters," *Computer Physics Communications*, p. 108671, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010465523000164>
- [20] ATLAS Collaboration, *ATLAS detector and physics performance: Technical Design Report, 1*, ser. Technical Design Report ATLAS. Geneva: CERN, 1999. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/391176>
- [21] Particle Data Group *et al.*, "Review of particle physics," *Progress of Theoretical and Experimental Physics*, vol. 2020, no. 8, 08 2020, 083C01. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1093/ptep/ptaa104>
- [22] G. Grindhammer, M. Rudowicz, and S. Peters, "The fast simulation of electromagnetic and hadronic showers," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 290, no. 2, pp. 469 – 488, 1990.
- [23] G. Grindhammer and S. Peters, "The parameterized simulation of electromagnetic showers in homogeneous and sampling calorimeters," in *International Conference on Monte Carlo Simulation in High-Energy and Nuclear Physics - MC 93 Tallahassee, Florida, February 22-26, 1993*, 1993.
- [24] ATLAS Collaboration, *ATLAS calorimeter performance: Technical Design Report*, ser. Technical Design Report ATLAS. Geneva: CERN, 1996. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/331059>
- [25] J. Damgov and L. Litov, "Application of neural networks for energy reconstruction," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 482, no. 3, pp. 776–788, 2002. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900201018514>
- [26] B. Humpert, "On the use of neural networks in high-energy physics experiments," *Computer Physics Communications*, vol. 56, no. 3, pp. 299–311, 1990.
- [27] J. Duarte and J.-R. Vlimant, *Graph Neural Networks for Particle Tracking and Reconstruction*, 2022, ch. Chapter 12, pp. 387–436. [Online]. Available: https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789811234033_0012
- [28] G. Aad *et al.*, "The Phase-I trigger readout electronics upgrade of the ATLAS Liquid Argon calorimeters," *JINST*, vol. 17, no. 05, p. P05024, 2022.