UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Mateus Hufnagel Maranha de Faria

Desenvolvimento de um simulador e estudo de mitigação de *crosstalk* para calorímetros eletromagnéticos

Juiz de Fora

2026

Mateus Hufnagel Maranha de Faria

Desenvolvimento de um simulador e estudo de mitigação de *crosstalk* para calorímetros eletromagnéticos

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas Eletrônicos.

Orientador: Prof. Dr. Luciano Manhães de Andrade Filho

Coorientador: Prof. Dr. Edmar Egídio Purcino de Souza

Juiz de Fora

2026

Ficha catalográfica elaborada através do Modelo Latex do CDC da UFJF
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Hufnagel Maranha de Faria, Mateus.
Desenvolvimento de um simulador e estudo de mitigação de *crosstalk* para calorímetros eletromagnéticos / Mateus Hufnagel Maranha de Faria. – 2026.
132 f. : il.

Orientador: Luciano Manhães de Andrade Filho
Coorientador: Edmar Egídio Purcino de Souza
Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia Elétrica. Programa de pós-graduação em engenharia elétrica, 2026.

Mateus Hufnagel Maranha de Faria

Desenvolvimento de um simulador e estudo de mitigação de *crosstalk* para calorímetros eletromagnéticos

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas Eletrônicos

Aprovada em 21 de setembro de 2026.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Luciano Manhães de Andrade Filho - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Edmar Egídio Purcino de Souza - Coorientador
Universidade Federal da Bahia

Prof. Dr. Alexandre Bessa dos Santos
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Leandro Rodrigues Manso Silva
Universidade Federal de Juiz de Fora

Profa. Dra. Bárbara Maria Oliveira Santos
Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Bertrand Laforge
Sorbonne Université / Laboratoire de Physique Nucléaire et de Hautes Énergies

Juiz de Fora, 27/08/2026.

Documento assinado eletronicamente por **Luciano Manhaes de Andrade Filho**, **Professor(a)**, em 22/09/2026, às 11:30, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Leandro Rodrigues Manso Silva**, **Professor(a)**, em 22/09/2026, às 11:30, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Bessa dos Santos**, **Professor(a)**, em 22/09/2026, às 11:32, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **EDMAR EGIDIO PURCINO DE SOUZA**, **Usuário Externo**, em 22/09/2026, às 11:43, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **LAFORGE**, **Usuário Externo**, em 22/09/2026, às 13:08, conforme

horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Bárbara Maria Oliveira Santos**, **Usuário Externo**, em 25/09/2026, às 10:28, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **3177877** e o código CRC **EFC21A6F**.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço aos meus pais, José Maria e Janice pelo apoio incondicional em todas as etapas da trajetória que culminou neste momento. Não cabe aqui em palavras todo meu carinho e gratidão por sempre estarem do meu lado. À minha irmã, Mariana, que também esteve presente e dando o suporte necessário para mim e toda a família em vários momentos difíceis recentes e, especialmente, no último ano. À minha companheira, Flávia, que me acompanhou em grande parte deste trabalho me motivando dia após dia, ajudando a encontrar soluções para os momentos mais adversos, também contribuindo de forma fundamental para que este momento fosse possível.

Como tudo na vida, nada se constrói sozinho. Aqui gostaria de prestar os meus mais sinceros e profundos agradecimentos aos meus amigos que considero como parte da minha própria família, por todo apoio e compreensão tanto nos momentos de reclusão como quando necessário sair para espairecer e comemorar diante das pequenas vitórias diárias. Aos meus amigos e colegas da Maison du Brésil, em Paris, que ao longo do ano em que convivemos de forma intensa e marcante, não só fizeram parte dessa história como estes momentos ficarão marcados na memória em toda minha vida.

Gostaria de fazer um agradecimento especial aos meus companheiros de pesquisa do ATLAS no Brasil e na França, que me fizeram sentir a vontade desde o "dia zero" para questionar, errar e por fim, aprender. Ao professor José de Seixas que sempre lutou para que o grupo crescesse e se fortalecesse, incentivando novos alunos e puxando nossa orelha quando pertinente. Também ao meu orientador, professor Luciano, que sempre me confiou responsabilidades que eu nem sabia que seria capaz de carregá-las, contribuindo muito para meu crescimento pessoal ao longo destes anos. Ao professor Edmar que, além de um mentor, se tornou um grande amigo e um dos maiores responsáveis por este trabalho ter se materializado, atuando firmemente para que isto fosse possível. Também fica meu agradecimento aos trabalhadores do PPEE/UFJF que, com uma paciência singular, me deram todo o suporte necessário para a continuidade destes estudos.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro concedido durante o desenvolvimento desta pesquisa, fundamental para a dedicação integral e a realização deste trabalho. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Este estudo também foi conduzido no âmbito do programa COFECUB. Além disso, recebeu apoio do projeto DMwithLLPatLHC-ANR-21-CE31-0013 (AAPG2021).

RESUMO

A instrumentação eletrônica para experimentos de física de altas energias demanda sensores com elevada densidade de canais e precisão na aquisição de sinais. Neste contexto, o *crosstalk* surge como um fenômeno crítico, caracterizado pela interferência eletromagnética entre canais de leitura adjacentes, que degrada a estimativa de energia e tempo das partículas detectadas. Esta tese tem como objetivo principal o desenvolvimento de um ambiente computacional para simulação e estudo de métodos de mitigação de *crosstalk* em calorímetros eletromagnéticos, tomando como referência o calorímetro de argônio líquido (LAr) do experimento ATLAS. A metodologia empregada baseia-se na extensão do *framework* Lorenzetti *Showers*, no qual foram implementados módulos inéditos para a simulação do tempo de voo das partículas e para a modelagem do *crosstalk* em nível de sinal, considerando os acoplamentos capacitivo e indutivo. A partir deste ambiente, foram gerados conjuntos de dados compostos por elétrons de 50 GeV e eventos de decaimento $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$, com e sem a presença de ruído eletrônico, compondo eventos distribuídos em diferentes configurações geométricas de incidência dos chuveiros. Os resultados apresentados demonstram que a calibração do tempo de voo implementada removeu satisfatoriamente o viés temporal nas células, evidenciado pela convergência das distribuições de tempo para valores próximos de zero nas camadas EM1 e EM2. A simulação do *crosstalk* reproduziu as distorções esperadas nas formas de onda, resultando em vieses sistemáticos na reconstrução de energia e do tempo de voo. Para a mitigação desses efeitos, foram propostas e avaliadas arquiteturas de redes neurais do tipo perceptron multicamadas (MLP) com estratégias de otimização baseadas em erro quadrático médio (MSE) e erro quadrático médio normalizado (NMSE). Os modelos com uma camada oculta e 75 neurônios treinados com MSE, apresentaram os melhores compromissos entre desempenho e complexidade, alcançando coeficientes de determinação (R^2) superiores a 0,95 para a energia reconstruída na célula central, enquanto o NMSE mostrou-se mais eficaz na recuperação de células periféricas com baixa relação sinal-ruído. Conclui-se que a plataforma desenvolvida constitui uma ferramenta robusta para investigação do *crosstalk* e que as abordagens de aprendizado de máquina propostas apresentam potencial para a correção seletiva dos sinais, orientando o desenvolvimento futuro de modelos que integrem a estimativa direta de energia e tempo à correção dos pulsos.

Palavras-chave: crosstalk; calorímetro eletromagnético; ATLAS; processamento de sinais; aprendizagem de máquina; simulação.

ABSTRACT

Electronic instrumentation for high-energy physics experiments demands sensors with high channel density and precision in signal acquisition. In this context, crosstalk emerges as a critical phenomenon, characterized by electromagnetic interference between adjacent readout channels, which degrades the estimation of energy and time of detected particles. This thesis aims to develop a computational environment for simulating and studying crosstalk mitigation methods in electromagnetic calorimeters, using the ATLAS liquid argon (LAr) calorimeter as a reference. The methodology is based on extending the Lorenzetti Showers framework, in which novel modules were implemented for simulating particle time-of-flight and for modeling crosstalk at the signal level, considering capacitive and inductive couplings. From this environment, datasets were generated consisting of 50 GeV electrons and $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$ decay events, with and without electronic noise, comprising events distributed across different geometric configurations of shower incidence. Preliminary results demonstrate that the implemented time-of-flight calibration satisfactorily removed the temporal bias in cells, evidenced by the convergence of time distributions to values close to zero in the EM1 and EM2 layers. The crosstalk simulation reproduced the expected waveform distortions, resulting in systematic biases in energy and time-of-flight reconstruction. To mitigate these effects, multilayer perceptron (MLP) neural network architectures were proposed and evaluated with optimization strategies based on mean squared error (MSE) and normalized mean squared error (NMSE). Models with one hidden layer and 75 neurons trained with MSE presented the best trade-off between performance and complexity, achieving determination coefficients (R^2) above 0.95 for reconstructed energy in the central cell, while NMSE proved more effective in recovering peripheral cells with low signal-to-noise ratio. It is concluded that the developed platform constitutes a robust tool for crosstalk investigation and that the proposed machine learning approaches show potential for selective signal correction, guiding the future development of models that integrate direct energy and time estimation with pulse correction.

Keywords: crosstalk; electromagnetic calorimeter; ATLAS; signal processing; machine learning; simulation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Diagrama simplificado do modelo padrão de partículas elementares . . . 25
Figura 2.2 – Visão esquemática do LHC e o complexo de aceleradores do CERN e seus principais experimentos. 26
Figura 2.3 – Linha do tempo de atualizações do LHC e expectativas para operação do HL-LHC para a próxima década, com indicação da integral da luminosidade acumulada ao fim de cada fase do projeto. 27
Figura 2.4 – Perda de energia de e^- e e^+ por comprimento de radiação em chumbo. . 29
Figura 2.5 – Visão geral esquemática do ATLAS em corte longitudinal, mostrando seus diferentes sub-sistemas. 30
Figura 2.6 – Visão geral esquemática do ATLAS em corte transversal, mostrando como cada detector interage com diferentes partículas. 31
Figura 2.7 – Sistema de coordenadas do ATLAS. 32
Figura 2.8 – Detector de trajetória do ATLAS. 33
Figura 2.9 – Esquemático de um calorímetro amostrador. 34
Figura 2.10 – Depósito de energia em função da profundidade, para chuveiros eletromagnéticos de 1, 10, 100 e 1.000 GeV se desenvolvendo em um bloco de cobre, normalizados. A escala vertical indica o depósito de energia por cm de cobre, como uma porcentagem da energia da partícula que gera o chuveiro. . . 35
Figura 2.11 – Esquemático em corte do calorímetro de argônio líquido e de telhas. . . 36
Figura 2.12 – Esquemático do calorímetro de argônio líquido do ATLAS (LAr). 37
Figura 2.13 – Esquemático de um módulo do calorímetro de telhas do ATLAS e a aquisição do sinal feita através de fibras óticas, agrupadas pelas PMTs. 38
Figura 2.14 – Representação da disposição das células do TileCal em um módulo, no sentido positivo de η. 39
Figura 2.15 – Pulso característico de uma célula do calorímetro de LAr antes e após conformação pelo circuito de *shaper*. As amostras digitais do ADC (do inglês, *Analog-to-Digital Converter*) estão representadas como pontos sobre o sinal analógico, espaçadas em 25 ns. Observa-se também um esboço da estimação do pico do sinal e sua fase utilizando o método de filtragem ótima, detalhado na seção 2.4.3. 40
Figura 2.16 – Esquemático da arquitetura da eletrônica de leitura do LAr antes da *Phase-I* (sistema legado). É possível observar a separação entre a eletrônica de *front-end* e *back-end* e seus principais sistemas. 42
Figura 2.17 – Sistema de TDAQ do experimento ATLAS utilizado durante a Run 3, com ênfase no sistema de *trigger*, leitura e fluxo de dados. 43

Figura 2.18–À esquerda, é representada uma comparação entre o sinal de ionização (em azul) e de calibração (vermelho) antes dos circuitos de amplificação e conformação (*shaper*) e, à direita, após este processamento. 45
Figura 2.19–Razão entre a energia reconstruída do elétron e sua energia incidente e resolução da diferença dos tempos entre células de *runs* de calibração em função da amplitude. 49
Figura 2.20–Diferença entre o tempo reconstruído pelo OFC e a fase do *trigger* para diferentes valores de baricentros dos chuveiros eletromagnéticos incidentes, para η e ϕ, ao redor do centroide da célula mais quente e suas vizinhanças. 50
Figura 2.21–Diagrama de blocos do Lorenzetti Showers *framework*. 52
Figura 2.22–Corte longitudinal do calorímetro de propósito geral utilizado para ilustrar um experimento com o *framework* Lorenzetti Showers. 53
Figura 3.1 – Modelo da cadeia de leitura utilizado para estimar o acoplamento capacitivo. 56
Figura 3.2 – Definições de *crosstalk* pico-a-pico, X_{max}/V_{max}, e sob-o-pico, $X(T_{max})/V_{max}$. 58
Figura 3.3 – Ilustração das camadas EM1 (abaixo), EM2 (central) e EM3 (acima) do calorímetro de argônio líquido com as magnitudes estimadas para o *crosstalk* de pico-a-pico, resumidos por tipo de acoplamento. Observa-se em detalhe as células da camada EM1 na parte inferior da imagem com os valores para primeira e segunda vizinhança. 59
Figura 3.4 – Ilustração das camadas EM1 (abaixo), EM2 (central) e EM3 (acima) do calorímetro de argônio líquido com os valores de *crosstalk* de física, resumidos por tipo de acoplamento. Observa-se em detalhe as células da camada EM1 na parte inferior da imagem com os valores para primeira e segunda vizinhança. 60
Figura 4.1 – Diagrama resumido da cadeia de simuação do Lorenzetti. 63
Figura 4.2 – Diagrama resumido da etapa de digitalização do *framework* Lorenzetti Showers, incluindo o módulo de *crosstalk*. 66
Figura 4.3 – Diagrama detalhado do simulador de *crosstalk* implementado no *framework* Lorenzetti Showers. 68
Figura 4.4 – Diagrama ilustrativo da geração dos dados para estudo do *crosstalk* em células do EM2. 70
Figura 4.5 – Estratégia de treinamento dos modelos $S \rightarrow \hat{S}$ a partir de uma janela de $m_\eta \times n_\phi$ células da camada EM2. 71
Figura 4.6 – Estratégia de treinamento dos modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ a partir de uma janela de $m_\eta \times n_\phi$ células da camada EM2. 72
Figura 4.7 – Sistema de coordenadas relativo a célula mais quente do aglomerado para disposição dos resultados. 74

Figura 5.1 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti com e sem calibração de tempo aplicada, para as camadas EM1 e EM2, para dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$. Em (a) e (b), são mostrados os valores de tempo e energia *truth* da simulação e, em (c) e (d), seus valores reconstruídos. 77
Figura 5.2 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti com e sem calibração de tempo aplicada, para as camadas EM1 e EM2, para dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$. Em (a) e (b), são mostrados os erros absolutos de estimação para energia e, em (c) e (d), para o tempo. . . . 78
Figura 5.3 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti com e sem calibração de tempo aplicada, para as camadas EM1 e EM2, para dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$. Em (a) e (b), são mostrados os valores de energia reconstruída ao longo de $|\eta| < 1,4$ e, em (c) e (d), para o tempo *truth*. 79
Figura 5.4 – Pulso característico do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti. Em (a) e (b), são exibidos o pulso completo no tempo e seu recorte da região amostrada pelo ADC, respectivamente. Já em (c) e (d), são simulados o efeito de aplicação de fase sobre a amplitude normalizada (eixo y). 80
Figura 5.5 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti após calibração de tempo de voo, para as camadas EM1 (a) e EM2 (b), e dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$ com e sem ruído eletrônico. Abaixo, são mostrados os valores de tempo pelo para o espectro de energia, ambos reconstruídos pelo OF. 81
Figura 5.6 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti após calibração de tempo de voo, para as camadas EM1 (a) e EM2 (b), e dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$ com e sem ruído eletrônico. Abaixo, são mostrados os valores de erro de reconstrução de energia pelo OF, para o espectro de energia *truth*. 81
Figura 5.7 – Gráficos comparativos entre os valores *truth* dos conjuntos de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$ e e^{-}_{volume}, para a camada EM2. Em (a), é mostrado o histograma do espectro de energia das células. Já em (b), tem-se um gráfico de dispersão do tempo pela energia. 82
Figura 5.8 – Histogramas comparativos entre os valores reconstruídos do tempo com OF, para os conjuntos de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$ e e^{-}_{volume}, na camada EM2, para células (a) sem *crosstalk*, e (b) com o *crosstalk* simulado no Lorenzetti. 82

Figura 5.9 – Simulação do modelo do *crosstalk* descrito pela equação 3.6 e seu efeito nos sinais de leitura em um aglomerado de duas células. Em (a) tem-se a célula que recebeu as cargas via *crosstalk* da célula que tem seu sinal ilustrado em (b), que possui 10 vezes sua energia. A intensidade do *crosstalk*, $XT_C(\%) = \mathcal{N}(5, 0; 0)$, foi exagerada para que seja observado em maior resolução. 83
Figura 5.10 – Gráficos de dispersão comparativos entre os valores de erro absoluto de reconstrução da energia com o OF pela energia *truth*, para os conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, na camada EM2, para células (a) sem *crosstalk*, e (b) com o *crosstalk* simulado no Lorenzetti. 83
Figura 5.11 – Gráficos de dispersão comparativos entre os valores de erro absoluto de reconstrução do tempo com o OF pela energia *truth*, para os conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, na camada EM2, para células (a) sem *crosstalk*, e (b) com o *crosstalk* simulado no Lorenzetti. 84
Figura 5.12 – Dispersão da energia *truth* nas células do EM2 para os conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, agregados em (a) η e (b) ϕ. Os intervalos em η, ou *bins*, representam o posicionamento de uma única célula. 85
Figura 5.13 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 86
Figura 5.14 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 87
Figura 5.15 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 87
Figura 5.16 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 88
Figura 5.17 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 89
Figura 5.18 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 89
Figura 5.19 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 90
Figura 5.20 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 90
Figura 5.21 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 91
Figura 5.22 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 92
Figura 5.23 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 93

Figura 5.24–R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 93
Figura 5.25–RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 94
Figura 5.26–R^2 da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 94
Figura 5.27–RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 95
Figura 5.28–R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 95
Figura 5.29–Histograma bidimensional para a energia reconstruída pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células de aglomerados 3×3 do conjunto $e^-_{\text{centroide}}$, em GeV. O tamanho dos intervalos (*bins*) é fixo para todos os gráficos e têm 100 MeV. 96
Figura 5.30–Histograma bidimensional para o tempo reconstruído pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células de aglomerados 3×3 do conjunto $e^-_{\text{centroide}}$, em ns. O tamanho dos intervalos (*bins*) para o gráfico da célula da $(0, 0)$ é de 5 ps, enquanto às células de sua vizinhança é de 500 ps. 97
Figura 5.31–Histograma bidimensional para a energia reconstruída pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células de aglomerados 3×3 do conjunto e^-_{volume}, em GeV. O tamanho dos intervalos (*bins*) é fixo para todos os gráficos e têm 100 MeV. 98
Figura 5.32–Histograma bidimensional para o tempo reconstruído pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células de aglomerados 3×3 do conjunto e^-_{volume}, em ns. O tamanho dos intervalos (*bins*) para o gráfico da célula da $(0, 0)$ é de 5 ps, enquanto às células de sua vizinhança é de 500 ps. 99
Figura 5.33–Comparativo do R^2 da energia reconstruída para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 101
Figura 5.34–Comparativo do R^2 do tempo reconstruído para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$. 101
Figura 5.35–Comparativo do R^2 da energia reconstruída para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 103
Figura 5.36–Comparativo do R^2 do tempo reconstruído para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 104
Figura A.1–RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 118

Figura A.2–R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 119
Figura A.3–RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 119
Figura A.4–R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 120
Figura A.5–RMSE da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 120
Figura A.6–R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 121
Figura A.7–RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 121
Figura A.8–R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 122
Figura A.9–RMSE da energia reconstruída para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 122
Figura A.10–R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 123
Figura A.11–RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 123
Figura A.12–R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 124
Figura A.13–RMSE da energia reconstruída para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 124
Figura A.14–R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 125
Figura A.15–RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 126
Figura A.16–R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \to \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}. 126
Figura C.1–Seleção de eventos do algoritmo *LArClusterCellDumper*. 132

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Comparativo entre os valores médio e RMS do *crosstalk* de pico-a-pico para os dados do *test-beam* de 2000 e durante o comissionamento em 2008 com adição das incertezas das estimativas. Valores para a região do barril de $0 < |\eta| \leq 0,8$. Adaptado de [27] 58
Tabela 3.2 – Comparativo entre os valores médio e RMS do *crosstalk* de física e calibração para OF com 5 amostras [32]. 60
Tabela 4.1 – Configurações da arquitetura e treinamento dos modelos MLP 73
Tabela 5.1 – Melhores modelos MLP selecionados para mitigação do *crosstalk*. . . . 100
Tabela 5.2 – Comparação do R^2 da energia reconstruída para modelos treinados com o conjunto de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$. 100
Tabela 5.3 – Comparação do R^2 do tempo reconstruído para modelos treinados com o conjunto de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$. 102
Tabela 5.4 – Comparação do R^2 para reconstrução de energia utilizando o conjunto de dados e^{-}_{volume}. 103
Tabela 5.5 – Comparação do R^2 para reconstrução de tempo utilizando o conjunto de dados e^{-}_{volume}. 104

SUMÁRIO

1 Introdução 16
1.1 Motivação 18
1.2 Objetivos 20
1.3 Principais Contribuições desta Tese 20
1.4 Organização do texto 22
2 CERN, o experimento ATLAS e o *framework* Lorenzetti Showers 24
2.1 Explorando estruturas fundamentais da matéria: O CERN 24
2.2 O Grande Colisor de Hádrons (LHC) 24
2.3 Medindo partículas subatômicas: O experimento ATLAS 27
2.3.1 Sistema de coordenadas 30
2.3.2 Detector de trajetória 31
2.3.3 Absorvendo e amostrando a energia das partículas: os calorímetros . . . 32
2.3.3.1 Calorímetro eletromagnético (ECAL) 35
2.3.3.2 Calorímetro hadrônico 37
2.3.4 O Detector de múons 38
2.4 A eletrônica do LAr 39
2.4.1 Selecionando e armazenando eventos de interesse: o TDAQ 42
2.4.2 Calibração de energia no LAr 44
2.4.3 Reconstrução de energia e tempo: o método de filtragem ótima 46
2.5 Simulação de calorimetria em física de altas energias com o Lorenzetti *Showers framework* 50
3 *Crosstalk* em canais de instrumentação eletrônica 54
3.1 Crosstalk 54
3.2 Crosstalk no calorímetro de LAr 55
3.2.1 Simulação do efeito de *crosstalk* em um calorímetro 59
4 Metodologia proposta e descrição do conjunto de dados 62
4.1 Simulação de chuveiros com o Lorenzetti 62
4.2 Simulação da fase do sinal 64
4.2.1 Digitalização e simulação do *crosstalk* ao nível de sinal 65
4.3 Produção dos conjuntos de dados 68
4.4 Método proposto para mitigação do *crosstalk* utilizando aprendizagem de máquina 70
4.4.1 Estratégias de otimização dos modelos 70
4.4.2 Configuração das redes MLP 72
4.5 Métricas para avaliação de desempenho 72
5 Resultados 75
5.1 Medição de tempo no Lorenzetti 75

5.1.1 Calibração do tempo de voo *truth* . . . 75
5.1.2 Análise do impacto do ruído eletrônico na estimação . . . 77
5.2 Validação dos dados com *crosstalk* no Lorenzetti . . . 78
5.3 Mitigação do *crosstalk* com redes neurais MLP . . . 85
5.3.1 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 1$ . . . 85
5.3.2 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 2$ . . . 88
5.3.3 Modelo MLP $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 1$ . . . 90
5.3.4 Modelo MLP $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 2$ . . . 92
5.3.5 Análise da dispersão da energia do chuveiro no aglomerado . . . 93
5.4 Seleção e comparação dos melhores modelos . . . 98
6 Considerações finais e perspectivas futuras . . . 105
Bibliografia . . . 107
A APÊNDICE A – Resultados do treinamento para mitigação do *crosstalk* utilizando MLP com o conjunto de dados $e^{-}_{\mathbf{volume}}$ . . . 118
A.1 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 1$ . . . 118
A.2 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 2$ . . . 118
A.3 Modelo MLP $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 1$ . . . 120
A.4 Modelo MLP $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 2$ . . . 123
B APÊNDICE B – Publicações . . . 127
B.1 Artigos aceitos para publicação em revistas científicas ou periódicos . . . 127
B.2 Artigos completos publicados em congressos e anais . . . 128
B.3 Resumos publicados em congressos e anais . . . 130
C APÊNDICE C – Qualificação como autor do experimento ATLAS 131

1 Introdução

Grande parte da melhoria em qualidade de vida e longevidade humana foram proporcionados pelo desenvolvimento tecnológico e científico dos últimos séculos. Desde a criação de medicamentos e vacinas, ao entendimento de fenômenos sociais e da natureza, pesquisas de caráter fundamental são de considerável importância para ampliação da base de conhecimento [1]. Áreas como ciências biomédicas [2], telecomunicações [3], astrofísica [4] e física de partículas [5], por exemplo, foram impulsionadas durante o século XX em virtude de avanços em instrumentação científica que, por sua vez, estão relacionados com o desenvolvimento das indústrias de eletrônica e computação. Dentre as mais diversas aplicações, seja no contexto de um empreendimento científico, ou industrial, uma característica em comum é a utilização de instrumentos capazes de estimularem ou serem estimulados pelo meio, ou objeto de interesse. Estes, de acordo com sua finalidade, devem responder com uma quantidade mensurável de grandezas físicas, que podem ser desde massa e tempo, à radiação [6, 7].

A instrumentação nas ciências biomédicas utiliza de medidas indiretas de variáveis relacionadas aos sistemas biológicos humanos e animais que, muitas vezes, são inacessíveis ou incompatíveis com a aplicação de sensores para captar estes sinais diretamente, como, por exemplo, sinais cardiológicos e neurológicos. Além disso, devido às interferências causadas por outros sistemas, utiliza-se amplamente de processamento de sinais (analógico e digital) na aquisição, de modo a aumentar a qualidade dos dados medidos [8]. Já em sistemas de telecomunicações, por sua vez, torna-se necessário lidar com enormes quantidades de dispositivos, transmitindo e processando dados em alta velocidade. Essa estrutura possui adversidades intrínsecas ao longo da cadeia de transmissão de sinais como: ruído eletrônico, limitação de banda e interferência cruzada devido a múltiplos I/O em um mesmo dispositivo eletrônico [9]. No entanto, o uso de topologias de sensores dispersos espacialmente em uma geometria conhecida e conectados em rede, caracterizadas também como *arrays* de sensores, proporciona melhorias significativas na relação sinal ruído (SNR) e na manutenção operacional do sistema em caso de falhas em alguns de seus nós, como o sistema de comunicação via satélite [10, 11].

A instrumentação eletrônica está presente, de diversas formas, em um vasto campo de aplicações, tornando o seu desenvolvimento essencial para o progresso técnico e tecnológico em todo o mundo moderno. Entretanto, à medida que esses sistemas se tornam mais complexos e densamente integrados, surgem desafios associados à interação entre seus componentes. Em sistemas de sensores adensados, os acoplamentos capacitivos e indutivos podem gerar interferência cruzada, distorcendo o sinal de interesse. Estes problemas são comuns em muitas áreas científicas como telecomunicações, processamento de sinais eletrofisiológicos e em projetos de dispositivos eletrônicos. Além disso, podem se tornar mais complexos de serem atenuados quando há uma segmentação muito fina entre os

sensores, como em detectores de partículas em experimentos de física de altas energias. Tais experimentos possuem um complexo arranjo de instrumentos projetados para medir com precisão diversas características de partículas subatômicas em diferentes faixas de energia. Entretanto, os sinais medidos podem ser afetados por diversas fontes de ruído além da interferência cruzada, porém, esta possui particularidades que tornam complexos seu estudo e caracterização. Dentre elas, por exemplo, sua intensidade na região de interferência é dependente do nível de energia da partícula incidente, do tamanho (e geometria) dos sensores e da resposta do material que compõe o próprio sistema de sensoriamento. Estas características tornam o *crosstalk* uma componente que exige estratégias científicas modernas para mitigação dos efeitos de perturbação no sinal de interesse.

Nos experimentos modernos de física de altas energias, pesquisadores se beneficiam de um elevado grau de sofisticação dos instrumentos e de infraestrutura. Aceleradores de partículas como o LEP [12] e o LHC [13], junto de detectores de partículas como o DELPHI [14] e o ATLAS [15], respectivamente, são considerados marcos da engenhosidade humana na busca por respostas de questões fundamentais da natureza, como: *do que é feito o universo?*, *quais as forças fundamentais da natureza?* [16]. Para criarem as condições necessárias a se explorarem fenômenos físicos extremamente raros, no CERN, o LHC acelera 40 milhões de feixes de prótons por segundo em sentidos opostos, próximos à velocidade da luz. Estes, então, são colididos uns contra os outros em enormes detectores, como o ATLAS.

O ATLAS é um experimento de propósito geral, que visa o estudo do mecanismo de Higgs [17], assim como possíveis alternativas ao modelo padrão da física de partículas [18], sendo o maior experimento em atividade no LHC. Possui formato cilíndrico com 25 m de diâmetro e 44 m de comprimento, pesando, aproximadamente, 7.000 toneladas. É simétrico em relação ao ponto de interação, possuindo vários subsistemas em sua composição, como o calorímetro de argônio líquido (LAr) [19]. O LAr possui cerca de 180.000 canais de leitura, obtidos após o agrupamento de seu material ativo em células. Estas, funcionam como transdutores da energia da partícula depositada em uma região do calorímetro, em um sinal elétrico. Esse sinal tem amplitude proporcional à energia depositada, sendo também possível estimar o tempo de vôo relativo da partícula, advinda da fase do sinal observado. Os calorímetros também desempenham um importante papel no sistema de filtragem de eventos de interesse para a física (TDAQ), como na seleção de partículas com alta eficiência [20]. Para isso, é fundamental que cada um dos seus subsistemas forneça dados mais precisos onde efeitos indesejados como o *crosstalk* possam ser tratados e mitigados. Ademais, é importante ressaltar que com o intuito de ampliar a busca por interações raras, o LHC segue elevando a luminosidade [21] em colisões próton-próton, aumentando a probabilidade de múltiplas colisões em um mesmo cruzamento de feixe. Como o pulso de leitura das células do LAr espalham a informação de energia no tempo, deposições de energia em uma mesma célula em períodos anteriores, acarretam um efeito

adicional de sobreposição de sinais, conhecido como *pile-up* (empilhamento de sinais).

1.1 Motivação

Experimentos de física de altas energias apresentam consideráveis desafios para medir com elevada precisão a propriedades subatômicas das partículas. Neste contexto, o experimento ATLAS apresenta um extenso programa de física nuclear, no qual medidas de precisão de processos físicos já conhecidos são realizadas sistematicamente por meio do acúmulo de dados obtidos durante as colisões de prótons em cada período de operação. Além disso, diversos decaimentos físicos estão relacionados com modelos teóricos de fenômenos ainda não comprovados experimentalmente, como, por exemplo, a existência de partículas mediadoras para a matéria escura. Apesar de todo o aparato tecnológico desenvolvido no ATLAS para efetuar medições precisas das propriedades das partículas de interesse, diversos desafios científicos são encontrados na tentativa de melhorar a precisão das medidas realizadas pelo experimento. O LHC apresenta um cronograma crescente de coleta de dados, dividido em períodos. O período de alta luminosidade (*High Luminosity* LHC - HL-LHC), agendado para entrar em operação em 2030, irá colidir feixes de prótons até 14 TeV, em uma taxa de empilhamento de sinais de ≈ 200 (cerca de 3 vezes maior se comparado ao período atual de operação). A elevada taxa de produção de eventos, o crescente número de traços deixados por partículas carregadas e elevada ocupação dos canais de leitura impõem severas restrições na operação, no qual requer o desenvolvimento de novos módulos detectores de partículas a serem instalados internamente no ATLAS, bem como estratégias inteligentes e sofisticadas de reconstrução e filtragem dos sinais coletados.

O sistema de calorimetria têm por objetivo medir a energia dos hádrons, elétrons e fótons, através do processo de geração de chuveiros de partículas [22], e são grandes o suficiente para permitir que as partículas possam se extinguir em chuveiros dentro de seu volume. No calorímetro de argônio líquido, o efeito de *crosstalk* se dá pelo compartilhamento de cargas entre diferentes células. Isso ocorre devido a conexões indesejadas na cadeia de aquisição de sinais e entre células em uma mesma região, induzindo distorções laterais e longitudinais na observação dos chuveiros. Em decorrência disso, essa sobreposição de sinais afeta a forma do pulso do sinal de leitura, impactando a energia e o tempo extraídos do mesmo, através do método de filtragem ótima [23], projetados sem incluir estas deformações na forma do pulso. O *crosstalk* também distorce o valor esperado de algumas variáveis de formas do chuveiro, chamadas de *shower shapes* [24], sensíveis à dispersão da energia no aglomerado de células. Algoritmos de agrupamento de células usados na reconstrução de partículas também são afetados por se basearem na energia e no tempo para agregar células e associá-las a um mesmo objeto de interesse da física [25]. Em [26], foi observado um viés de 94 ps na resolução de tempo relacionado ao *crosstalk*

no LAr, o que em termos relativísticos[1], adiciona-se uma incerteza de, aproximadamente, 3 cm ao vértice associado a trajetória da partícula. Logo, a informação de tempo do calorímetro pode auxiliar na precisão do vértice de fótons decaindo de partículas neutras, como o bóson de Higgs, e na rejeição de eventos com alta taxa de empilhamento de sinais, originados em cruzamentos de feixes anteriores. O estudo do *crosstalk* em física de altas energias no ambiente do ATLAS possui restrições, como o acesso à infraestrutura elétrica e eletrônica da cadeia de aquisição para medição direta do fenômeno durante a operação do LHC, que mantém os componentes de *front-end* enclausurados juntos ao próprio detector, com acesso limitado a maior parte do ano. Em [27], durante a etapa final de instalação do detector, foram conduzidas análises de dados do calorímetro eletromagnético adquiridos em circunstâncias de teste, às quais foram feitas medições diretas do *crosstalk*, caracterizando sua intensidade, forma do pulso e origem.

Outra limitação é a disponibilidade de dados em condições de operação, onde seu efeito possa ser observado isoladamente nos canais de leitura, como sua contribuição direta na cadeia de processamento de sinais e construção das variáveis associadas à seleção de eventos, como em medidas do perfil longitudinal e lateral da cascata de partículas produzidas durante a interação com o material do detector (*shower shapes*). Tais condições são imprescindíveis para a caracterização do *crosstalk* e como ele deteriora a eficácia geral do detector em termos da física de interesse do experimento, assim como permitir a busca e desenvolvimento de possíveis soluções de mitigação direta e indireta do seu impacto. De modo a antecipar o desenvolvimento dos sistemas de instrumentação e algoritmos de seleção de partículas, o experimento ATLAS apresenta extensos modelos computacionais que simulam condições de operação ao nível de software, no qual toda a geometria do detector (incluindo mecanismos de geração de diferentes partículas, descrição dos canais de leitura e algoritmos de processamento de sinais). As simulações baseadas em métodos de Monte Carlo permitem os ajustes necessários para o desenvolvimento e atualização dos algoritmos de reconstrução de partículas, testes em métodos de estimação de energia e caraterização do material que permeia os diferentes detectores. Entretanto, até então, modelos matemáticos analíticos que descrevem o efeito de *crosstalk* nas células ainda são muito limitados, e não consideram características especificas que contribuem para a pertubação dos sinais a serem medidos como, por exemplo, a variação da carga elétrica das células em função da trajetória da partícula quando esta interage com o detector. Tais limitações dificultam a correta modelagem dos efeitos do *crosstalk* e, por consequência, os desenvolvimentos de sistemas inteligentes para a mitigação dos seus efeitos.

[1]Que diz respeito a relatividade ou a fenômenos que ocorram a velocidades próximas da velocidade da luz no vácuo; relativista.

1.2 Objetivos

Considerando as limitações presentes na literatura até então para o desenvolvimento de estratégias para redução dos efeitos do *crosstalk*, esta tese de doutorado tem como principal objetivo a construção de um ambiente computacional para o estudo de métodos de mitigação de *crosstalk* no contexto do calorímetro eletromagnético do ATLAS. Para o implementar as soluções propostas, uma nova plataforma de *software* foi desenvolvida no simulador de calorimetria *Lorenzetti Showers Framework* [28] para modelar e compreender os impactos do *crosstalk* nas células de um calorímetro eletromagnético de argônio líquido. Além da composição do conjunto de dados, estratégias baseadas em aprendizagem de máquina são propostas para considerar os impactos deste efeito tanto em aglomerados de células (*clusters*), na energia e tempo de células individuais.

Este trabalho apresenta os seguintes objetivos específicos:

1. Desenvolver um novo ambiente de simulação para incluir a modelagem analítica do *crosstalk* e os efeitos de sua contaminação em função da posição de interação da partícula, em uma camada do calorímetro eletromagnético do *framework* Lorenzetti *Showers*;

2. Projetar e incorporar, no Lorenzetti, a medição de tempo de voo da partícula ao nível de instrumentação, seguindo os princípios já consolidados pelo ATLAS;

3. A partir deste mesmo ambiente, será produzida uma nova base de dados próxima das condições de operação do ATLAS, para os estudos do *crosstalk*;

4. Implementar e avaliar diferentes estratégias de aprendizagem de máquina com modelos perceptron multicamadas (MLP, do inglês *multilayer perceptron*), para a mitigação do efeito do *crosstalk* em medidas de energia e tempo das células do calorímetro.

5. Desenvolver novos algoritmos de ajuste de redes neurais, com funções objetivo especialmente implementadas considerando os diferentes impactos do *crosstalk*.

1.3 Principais Contribuições desta Tese

Tendo em vista o planejamento do ATLAS para a fase de *upgrade*, no qual entre 2030 – 2034 o LHC irá operar em alta luminosidade, aumentando em até 10 vezes o número de interações simultâneas de partículas, os sistemas de instrumentação eletrônica precisam ser aprimorados. Esta tese de doutorado investiga o desenvolvimento de novos métodos para mitigação dos efeitos de *crosstalk* nas células do calorímetro de argônio líquido do ATLAS utilizando aprendizagem de máquina. Para atingir os objetivos propostos, foi construída uma base de dados simulados de um calorímetro eletromagnético com características

construtivas similares ao de argônio líquido do ATLAS. Estes dados irão conter amostras de sinais digitalizados com um modelo do *crosstalk*, assim como estimativas do tempo, energia e demais variáveis de calorimetria com e sem a distorção causada pelo *crosstalk*.

Para isso, foi utilizado o *framework* de simulação de chuveiros de partículas, Lorenzetti [28], cujo principal objetivo apoiar o desenvolvimento de iniciativas de reconstrução de energia em um calorímetro finamente segmentado. Este utiliza de um conjunto de ferramentas de simulação de partículas, radiação e suas interações com a matéria, conhecido como Geant4, amplamente utilizado pela comunidade de física de partículas, nuclear e médica, assim como em projeto de aceleradores e engenharia espacial [29, 30, 31]. Sendo assim, novos módulos deverão ser incorporados ao Lorenzetti, como a simulação do *crosstalk*, a computação do tempo de vôo das partículas e posterior reconstrução ao nível de célula. Os objetos físico utilizados na geração dos chuveiros no calorímetro foram o bóson Z decaindo em um par elétron–pósitron ($Z \rightarrow e^{-}e^{+}$) e elétrons–únicos[2] (e^{-}), sem a presença de condições que podem gerar o empilhamento de sinais para ambos os casos.

Com relação aos estudos de mitigação do *crosstalk* através de aprendizagem de máquina, os modelos foram otimizados utilizando-se de valores-alvo simulados e dos canais de leitura do detector. Estão dispostos também, informações relacionadas à geometria do detector e demais variáveis de descrição do chuveiro, evento-a-evento. Tal proposição foi realizada em virtude de fazer com que as redes neurais artificiais atuem como um filtro passível de ser incluído na cadeia de leitura e processamento de sinais de um calorímetro real, visto que teria à sua disposição um conjunto de variáveis similar às encontradas em condições de operação do experimento ATLAS. A modelagem matemática do *crosstalk* no ambiente proposto foi realizada partindo de estudos sobre este efeito no LAr, realizados em [32] e [33]. Este modelo, construído a partir do *crosstalk* capacitivo, será utilizado no Lorenzetti, também, como forma do pulso das componentes indutivas, sendo atribuída à interferência cruzada dos componentes eletrônicos da cadeia de aquisição e processamento de sinais do detector. Após a construção da base de dados, foram usadas duas abordagens para a concepção do filtro baseado em redes neurais:

1. modelo supervisionado perceptron multicamadas, possuindo como entradas, um conjunto de sinais contaminados com *crosstalk*. O valor-alvo é composto de amostras contendo apenas sinal e ruído eletrônico.

2. modelo supervisionado perceptron multicamadas, possuindo como entradas, um conjunto de sinais contaminados com *crosstalk*. O valor-alvo é composto de energia e tempo estimado pelo filtro ótimo, onde este será acoplado a saída dos modelos.

Os treinamentos dos modelos foram realizados utilizando-se de buscas exaustivas para a escolha da topologia que otimize a relação entre eficiência de reconstrução do sinal e

[2]Tradução livre do inglês, a partir do termo *single electrons*.

o número de parâmetros associados ao modelo. Para avaliar a qualidade da reconstrução da energia e o tempo a partir do sinal estimado pelos modelos, serão propostas metodologias de análise baseadas em um conjunto de figuras de mérito. Dentre estas, serão utilizadas, por exemplo, o teste de χ^2, a raiz do erro médio quadrático, RMSE (do inglês, *Root Mean Squared Error*), além de estimativas do desvio padrão (σ) do erro para compor as incertezas do modelo e sua topologia na tarefa em análise. A eficiência de reconstrução da rede neural com alvos simulados (itens 1 e 2) será utilizada como referência para o modelo proposto no item 3.

Durante a elaboração desta tese, o autor foi responsável pelo desenvolvimento de uma infraestrutura de *software* no sistema de reconstrução de partículas do ATLAS, para produzir uma base de dados que pudesse ser utilizada para estudos dedicados para mitigação do *crosstalk*. Um dos principais desafios para estes estudos é o acesso às informações de cada célula do detector em condições operacionais específicas. O ATLAS possui um sistema de computação científica conhecido como *Athena* [34], no qual apresenta características modulares para arquivamento de diferentes tipos de dados, cujas informações primárias do calorímetro são parcialmente disponibilizadas para análises físicas, uma vez que não é viável o armazenamento em disco de todas as informações primitivas do calorímetro. Variáveis de alto nível são disponibilizadas em arquivos finais, substituindo a informação direta dos sensores de modo a reduzir o espaço em disco. O autor desta tese desenvolveu durante o seu período de qualificação[3] no ATLAS, ferramentas computacionais para acessar as informações necessárias para o estudo *crosstalk*, por meio da implementação de seleção das informações relevantes para o estudo, contribuindo para a produção de uma base de dados de tamanho factível para esta investigação e estudos futuros. Esta contribuição permitiu a colaboração ATLAS a ter acesso às informações do calorímetro em dados experimentais de colisão de partículas, que até então era um fator limitante para tais estudos.

1.4 Organização do texto

Esta tese de doutorado está organizada do seguinte modo. O capítulo 2 apresenta o CERN, com detalhes construtivos do experimento ATLAS e seus principais desafios científicos e tecnológicos. São apresentados os conceitos que envolvem a interação de partículas com calorímetros, os principais objetivos do experimento ATLAS bem como a descrição dos seus diversos subsistemas de detecção, detalhando método atual de

[3]Para ser enquadrado como autor do experimento ATLAS, os pesquisadores precisam cumprir uma tarefa de qualificação que, em geral, compreende o desenvolvimento, validação e análises de atividades urgentes/importantes para o avanço do experimento. O processo é realizado em um estágio de duração mínima de um ano, sob a orientação de membros do experimento para acompanhamento e discussão dos avanços do desenvolvimento, sendo apresentados em reuniões periódicas aos grupos do experimento com responsabilidades específicas (no caso deste trabalho, o autor esteve ligado ao grupo *Liquid Argon Software*, grupo responsável pelo sistema de reconstrução de informações do calorímetro de argônio líquido do ATLAS). Tradicionalmente, após o período de qualificação o autor mantém contribuições, adicionalmente com outras responsabilidades para manutenção, ajustes e melhorias do experimento.

estimação de energia no calorímetro de argônio líquido. Neste mesmo capítulo, uma revisão bibliográfica é apresentada sobre os principais *frameworks* de simulação de calorimetria em física de partículas encontrados na literatura. No Capítulo 3, é apresentado um detalhamento do problema do *crosstalk*, bem como uma revisão da literatura sobre o tema de interesse e as principais propostas de mitigação no ATLAS. O Capítulo 4 é destinado à descrição da metodologia desenvolvida neste trabalho, incluindo os desenvolvimentos na plataforma de simulação, descrição dos conjuntos de dados desenvolvidos e utilizados, metodologia de treinamento, teste e avaliação de desempenho dos modelos de aprendizagem de máquinas desenvolvido. O Capítulo 5 é destinado para apresentação dos resultados obtidos com a metodologia empregada. No capítulo 6 tem-se as considerações finais e perspectivas futuras relacionadas a desdobramentos deste trabalho. As referências bibliográficas e apêndices estão organizadas ao final deste texto. No Apêndice A estão descritos resultados para os modelos de aprendizagem de máquina propostos, mas utilizando um conjunto de dados distinto, seguindo a mesma análise realizada ao longo da Seção 5.3. As publicações realizadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho estão no Apêndice B. Detalhes sobre o trabalho desenvolvido durante a tarefa de qualificação como autor do experimento ATLAS estão descritos no Apêndice C.

2 CERN, o experimento ATLAS e o *framework* Lorenzetti Showers

É apresentado neste capítulo uma visão geral sobre o CERN e seus principais experimentos, em desenvolvimento no LHC. Discorre-se também sobre o ambiente e as condições operacionais em que este trabalho é desenvolvido, com destaque para o experimento ATLAS, seu sistema de calorimetria e sua cadeia de aquisição, processamento de sinais e calibração. Ao final, é detalhado o *framework* Lorenzetti *Showers*, ambiente de simulação de chuveiros inspirado pelo ATLAS, onde o simulador proposto por este trabalho é implementado.

2.1 Explorando estruturas fundamentais da matéria: O CERN

Fundada em 1954, a Organização Europeia para Pesquisas Nucleares, CERN (do francês, *Conseil Européen pous la Recherche Nucléaire*), foi um dos primeiros empreendimentos científicos da Europa. Atualmente possui vinte e três estados-membros que, contribuem financeiramente para saldar com os custos operacionais, com direito a possuírem representação no mais alto conselho da instituição, que controla as atividades técnicas, científicas e administrativas. Existem também duas outras situações às quais países ou instituições possam se associar: "observador" e estados não-membros. Países com a posição de observador participam do conselho, mas sem influência nas decisões do mesmo. Já os estados não-membros, possuem acordos de cooperação internacional com a instituição, como o Brasil [35].

O CERN visa a exploração das estruturas fundamentais da matéria e a compreensão das forças que a mantêm coesa. Para atingir tal objetivo, feixes de partículas são aceleradas próximas da velocidade da luz por meio de aceleradores de partículas, colidindo-se em grandes experimentos, projetados para identificar e medir as propriedades das partículas subatômicas, geradas nas colisões. Seus sistemas de aquisição e seleção de eventos permitem a gravação dos dados para posterior estudo por pesquisadores de todo o mundo. Dessa forma, é possível ampliar as compreensões sobre as leis da natureza que regem as interações entre as partículas.

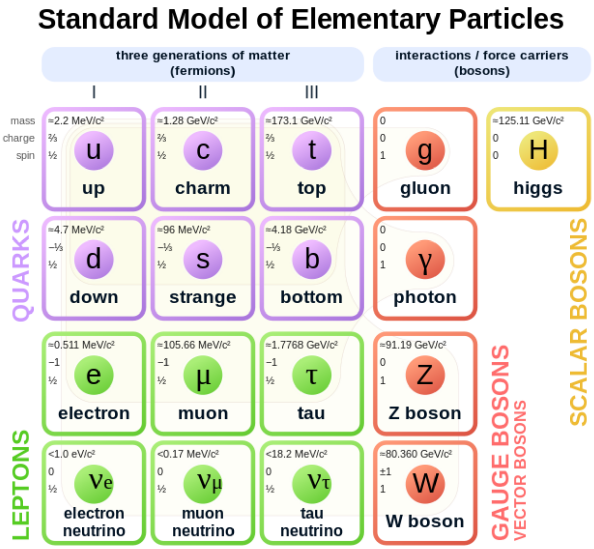
2.2 O Grande Colisor de Hádrons (LHC)

É possível dizer que em física de altas energias, estamos repetindo o experimento de Rutherford, de espalhamento da partícula-α, sob uma folha de ouro. O método no qual se lança um projétil com energia extremamente maior que a que mantém um sistema unido, com o intuito de examinar as estruturas que compõem este sistema, em essência, continua o mesmo. Porém, a técnica com que isso é feito vem continuamente evoluindo nos últimos 90 anos, o que permitiu que estes experimentos alcançassem escalas de energia da ordem de vários TeV, como no LHC [36]. Projetado para evidenciar uma física além

do modelo padrão que, por mais de 50 anos tem se mostrado muito preciso para prever interações em partículas sob altas energias, em escalas da ordem de 10^{-18} m [17, 18].

Logo, o uso de colisões altamente energéticas é imprescindível, pois várias das partículas elementares são extremamente massivas, fazendo com que a energia necessária para produzi-las, seja também elevada. Na Figura 2.1 é possível o observar, por exemplo, o quark *top*, cuja massa é aproximadamente 185 vezes maior que a de um próton. Este, integra os hádrons, sendo compostos de três quarks (uud), classificando-os como bárions, assim como os nêutrons (udd) que, juntos, são responsáveis por grande parte da massa da matéria[1] visível no universo [37, 38].

Figura 2.1 – Diagrama simplificado do modelo padrão de partículas elementares. É possível observar a separação entre os férmions (partículas de matéria) e os bósons, que são os mediadores das interações e forças. Vale destacar que os férmions se dividem entre quarks e léptons, organizados dos menos massivos, geração I, para os de maior massa, na geração III. Também se caracterizam por possuírem o spin fracionário, por exemplo, o elétron (e^-), com spin $\frac{1}{2}$ Já os bósons, destacam-se o fóton (γ), mediador da força eletromagnética, cuja massa é zero e, o bóson de Higgs (H), responsável por mediar as interações com o campo que atribuem massa às partículas [38, 39].



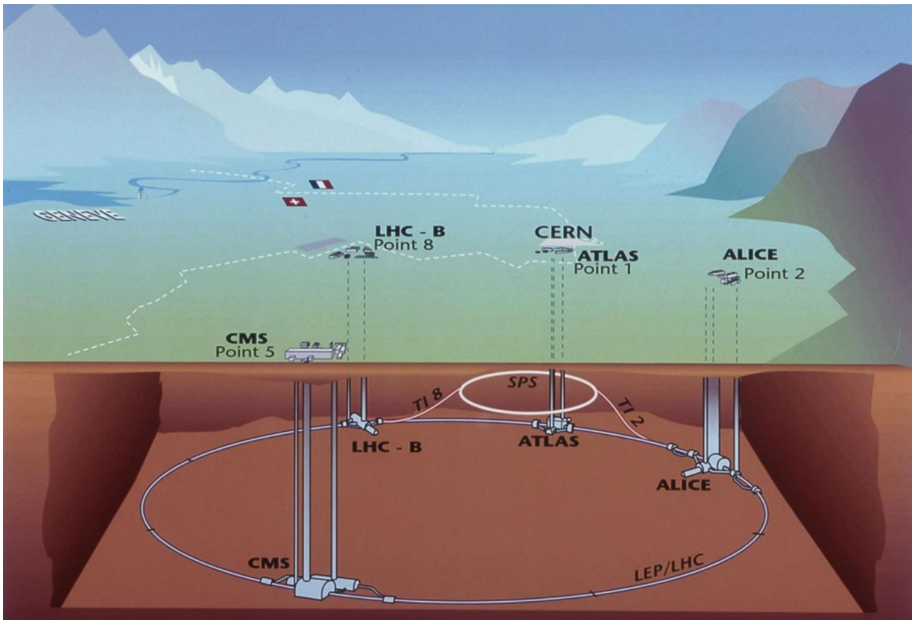
Fonte: Extraído de [40].

O LHC (do inglês, *Large Hadron Collider*), está localizado entre 50 e 100 m de profundidade na fronteira franco-suíça, e faz parte do complexo sistema de aceleradores e experimentos do CERN, conforme ilustra a Figura 2.2. Sua construção se iniciou em 1998

[1] Para cada partícula, existe sua antipartícula correspondente com mesma massa, porém, cargas quânticas opostas, como a elétrica. São representadas em diagramas com as mesmas letras da figura 2.1, porém, com uma barra sobre ela, como o antipróton $\bar{p}$. Já os léptons com carga elétrica diferente de zero (e^-, μ^-, τ^-), têm suas antipartículas representadas de maneira diferente, como o pósitron (antielétron) e^+, enfatizando o fato de terem cargas elétricas opostas.

e, após o período de comissionamento, operou com feixes por curtos períodos entre 2008 e 2009. Projetado para colidir prótons a uma energia de 14 TeV, possui cerca de 27 km de extensão, em um formato aproximadamente circular, se tornou o maior e mais potente acelerador de partículas em funcionamento, posição que ocupa ainda atualmente [13].

Figura 2.2 – Visão esquemática do LHC e o complexo de aceleradores do CERN e seus principais experimentos, localizados na fronteira entre a França e a Suíça.



Fonte: Adaptado de [41].

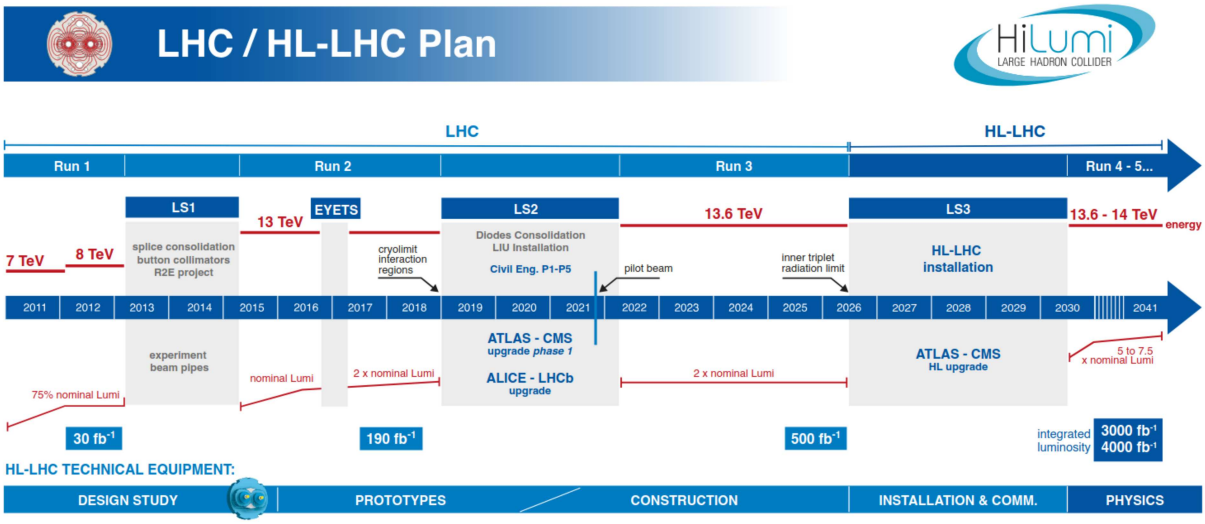
Em 2010, iniciou a primeira tomada de dados, chamada de *Run 1*, colidindo feixes de prótons a cada 50 ns com energia de centro de massa de 7 TeV, que se estendeu até o início de 2013, quando teve sua primeira grande parada para manutenção, chamada de LS1 (do inglês, *Long Shutdown 1*). Durante este período, os níveis de radiação são reduzidos e realizam-se tarefas de manutenção e trabalhos de melhoria tanto do acelerador e seus subsistemas, como dos detectores. Um dos principais objetivos do LHC neste intervalo, é se preparar para aumentar a energia de colisão e sua luminosidade. Esta última, pode ser expressa pela equação 2.1 e quantifica o número de eventos detectados (dN) em um período dt, por seção-transversal σ (do inglês, *cross-section*), a qual é a probabilidade de interação de espalhamento entre os feixes de prótons em rota de colisão [42]. Além da energia e da luminosidade, outro parâmetro usado também para quantificar o desempenho de um acelerador de partículas, é o número médio de interações por cruzamento de feixes, $\langle\mu\rangle$, frequentemente relacionado ao nível de *pile-up*.

$$L = \frac{1}{\sigma}\frac{dN}{dt} \quad cm^{-2}s^{-1} \tag{2.1}$$

Após o LS1, o LHC seguiu para a *Run 2* em 2015, com 13 TeV de energia de centro

de massa e pico de luminosidade que chegou a $2,1 \times 10^{34}\ cm^{-2}s^{-1}$ durante os anos de 2017–2018, com $\langle\mu\rangle = 33,7$ [43]. Seguido pelo LS2, que durou de 2019 a 2022, inicia-se a *Run* 3 (2022–2026), cuja energia de colisão é de 13,6 TeV e, alcançando uma luminosidade máxima superior $2,2 \times 10^{34}\ cm^{-2}s^{-1}$, com $\langle\mu\rangle = 51,2$, em 2023 [44, 45]. Na figura 2.3 pode ser visto o cronograma de atualizações do LHC que, após a *Run 3*, entrará no LS3 para se preparar para o HL-LHC (*High Luminosity LHC*). O planejamento do acelerador prevê um ambiente com luminosidade 5 a 7,5 vezes a observada no início da *Run 2* e um nível de *pile-up* extremo, da ordem $\langle\mu\rangle \approx 200$ [46].

Figura 2.3 – Linha do tempo de atualizações do LHC e expectativas para operação do HL-LHC para a próxima década, com indicação da integral da luminosidade acumulada ao fim de cada fase do projeto.



Fonte: Adaptado de [47].

Dentre os principais experimentos do LHC, destacam-se o CMS [48] e o ATLAS [15], responsáveis pela observação do bóson de Higgs em 2012 [17]. Este trabalho é desenvolvido e inspirado no ambiente do experimento ATLAS, que será detalhado a seguir.

2.3 Medindo partículas subatômicas: O experimento ATLAS

Detectar e medir as propriedades de objetos na escala de átomos ou, até mesmo, subatômicos, é uma tarefa que exige alta precisão, um profundo entendimento dos sensores e, evidentemente, dos processos físicos que os originaram. Em física de altas energias, detectores são projetados para extrair características físicas das partículas que resultam diretamente das colisões ou de um decaimento[2], denominado de evento e, o ponto no espaço o qual este ocorre, é chamado de ponto de interação (IP, do inglês, *impact point*).

[2]Partículas estáveis são exceções no universo. Conhecidamente, e^- e p têm um tempo de vida extremamente alto, porém, muitas partículas geradas em colisões altamente energéticas decaem rapidamente,

Logo, é necessário medir o momento e a energia para calcular a massa dessas partículas, permitindo que se identifique os produtos das colisões e suas trajetórias ou, no jargão da física de partículas, reconstruir o evento [49].

Sendo assim, torna-se imprescindível o uso de instrumentos com atributos distintos, que se baseiam em diversas interações entre o material sensor e as partículas, podendo esta ser ou não destruída neste processo. Em síntese, um fóton ou partícula eletricamente carregada atravessando um objeto pode interagir com seus elétrons e núcleo atômico. Para ambos os casos, partícula e matéria se relacionam por efeitos de radiação eletromagnética, como perda de energia por ionização[3], *bremsstrahlung*[4], espalhamento múltiplo[5] e produção de pares[6]. Pode-se adicionar, também, interações entre partículas hadrônicas como píons ($\pi^{\pm}$), nêutrons e prótons com núcleos atômicos [36].

A intensidade a qual estes processos são observados é resultado de um conjunto de fatores, como a estrutura atômica do material, sua espessura, além da massa da partícula incidente e seu momento. Na Figura 2.4, ilustra-se o caso particular de elétrons e pósitrons em diferentes escalas de energia ao penetrarem o chumbo. É possível observar a fração de energia perdida por comprimento de radiação[7], X_0, para diferentes processes de interação eletromagnética [49, 51].

Logo, estas interações se tornam variáveis importantes que guiam a concepção e construção dos detectores de partículas modernos, compostos de três subsistemas principais: dispositivo de rastreamento, instalados próximos do ponto de colisão e responsáveis por apontar a trajetória de partículas carregadas, os calorímetros, que têm a função de absorver as partículas incidentes e medir sua energia, e detectores de múons (μ), localizados mais externamente, aos quais são associadas tarefas de medir tanto a energia, como a trajetória dos múons. Estas, por serem massivas e interagirem fracamente com a matéria, atravessam

caracterizando-as como instáveis. O decaimento é um processo natural que uma partícula dá origem a outras, nos termos das leis de conservação de energia. A cada modo de decaimento, ou canal, é associada uma probabilidade para que este ocorra, porém, o tempo que isto ocorre é o mesmo para todos os canais [49]. Exemplos de canais de decaimento amplamente estudados são do bóson Z, decaindo em um par de elétron e pósitron, representado por $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$, e o bóson de Higgs decaindo em um par de fótons, $H \rightarrow \gamma\gamma$ [38]

[3]Processo no qual há a transferência de energia de partículas eletricamente carregadas para elétrons do material cuja partícula está atravessando, que têm seus átomos ionizados.

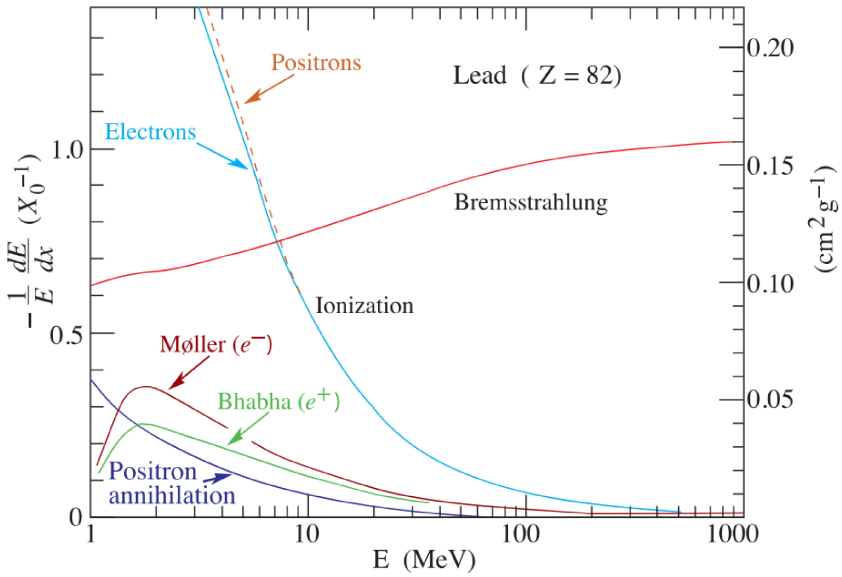
[4]Radiação eletromagnética resultante da desaceleração de partículas carregadas, ao reagirem com o campo elétrico do núcleo de átomos, ou com sua eletrosfera. Essa radiação também é conhecida como raios-X.

[5]Desvio sofrido por uma partícula eletricamente carregada no plano transversal ao campo elétrico do núcleo de um átomo, enquanto atravessa um material. Isto ocorre, principalmente, em casos onde a partícula incidente é muito mais leve que o núcleo.

[6]Refere-se a criação de uma partícula subatômica e sua antipartícula a partir de um bóson neutro ou de um fóton altamente energético. Este último pode ocorrer quando o fóton incidente, com energia superior a 1022 keV, se aproxima do núcleo de um átomo, resultando no processo $\gamma \rightarrow e^{-}e^{+}$, que converte a energia do γ completamente em massa [50].

[7]Sabe-se que para elétrons altamente energéticos, ao atravessarem a matéria, majoritariamente, perdem energia por *bremsstrahlung*. Sendo assim, X_0 é a distância média em que um elétron perde uma fração $\frac{1}{e}$ de sua energia por esta radiação em um material, dada em $g.cm^{-2}$ [51].

Figura 2.4 – Fração de perda de energia por comprimento de radiação X_0, em função da energia de pósitrons e elétrons ao atravessarem o chumbo. É possível observar as curvas de perdas para diferentes processos, como ionização e *bremsstrahlung*.



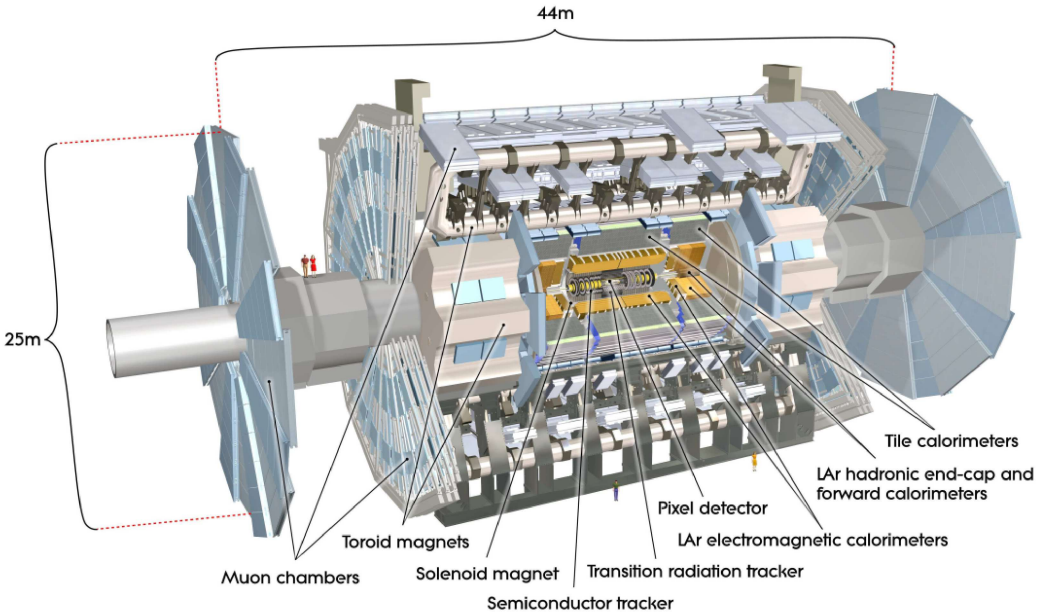
Fonte: Extraído de [51, Cap. 33, p. 447].

todas as camadas anteriores [36, 49].

O ATLAS é um detector de partículas de propósito geral, projetado para aproveitar todo o potencial que o LHC consegue oferecer, em termos de fenômenos físicos. Ou seja, foi concebido para lidar com altas taxas de eventos e, também, com elevada luminosidade (L) e seus efeitos como, radiação e *pile-up*. Assim chamado também de experimento ATLAS, tem formato cilíndrico e pesa aproximadamente 7.000 toneladas, representado na Figura 2.5. Seu diâmetro é de 25 m, com 44 m de comprimento, o que o torna o maior e mais volumoso dentre os experimentos situados no LHC. Sua operação se dá em formato de colaboração internacional, que conta com 6.000 membros, entre físicos, engenheiros, técnicos, estudantes e equipes de suporte. Dentre eles, são 3.000 autores científicos de 182 instituições em 42 países, contando também com a atuação de cerca de 1.200 alunos de doutorado em diversas áreas [52].

Pode-se observar na Figura 2.6 uma representação em corte transversal do ATLAS. Nela, é possível discriminar as partículas em virtude do seu padrão de trajetória e a maneira que estas depositam sua energia nos calorímetros. Como colocado anteriormente, segue-se aqui a mesma concepção dos detectores de partículas modernos [49]: na parte mais interna do detector, temos o ponto de colisão (*beampipe*), logo após, encontram-se os detectores de trajetória (*tracking*) e o solenóide central (*central solenoid*), responsável por curvar partículas com carga elétrica. Em seguida, têm-se os calorímetros eletromagnético

Figura 2.5 – Visão geral esquemática em corte longitudinal do ATLAS, destacando seus sub-sistemas.



Fonte: Extraído de [15].

de argônio líquido e, hadrônico, também chamado de TileCal. Por fim, na parte mais externa, o espectrômetro de múons. Estes serão detalhados nas Seções 2.3.2, 2.3.3 e 2.3.4. Na Seção 2.4.1, será detalhado o sistema de seleção de eventos e, a seguir, será abordado o sistema de coordenadas do ATLAS, utilizado por todos seus sub-detectores.

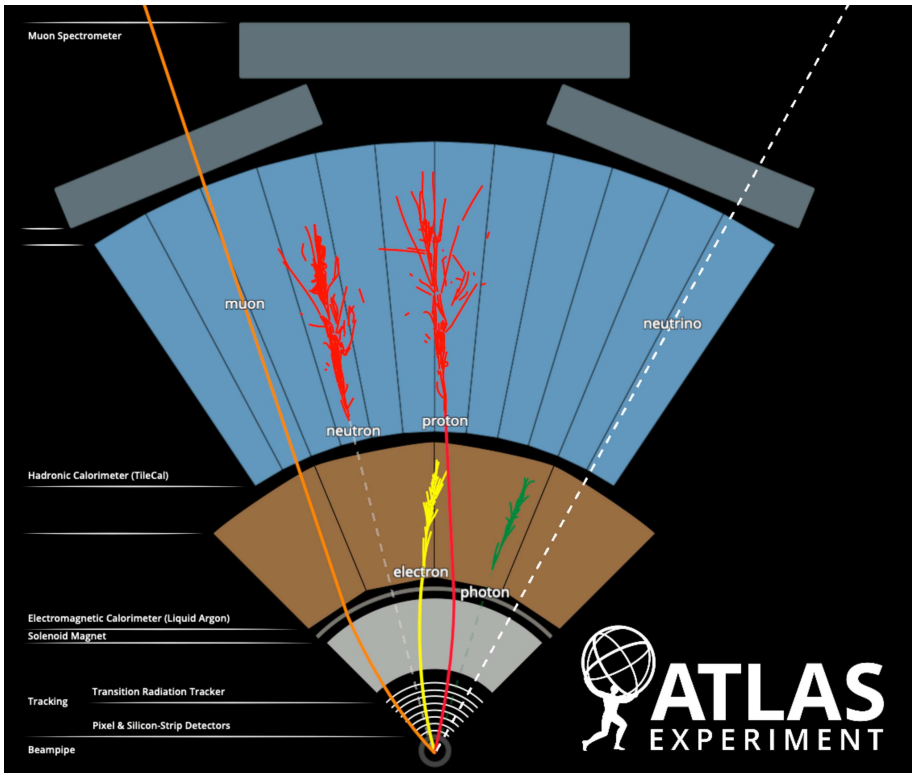
2.3.1 Sistema de coordenadas

O experimento ATLAS tem seu sistema de eixos baseado na regra da mão direita para eixos 3D, com a origem no ponto de interação (IP), como representado na Figura 2.7. O eixo z é localizado na direção do feixe e, o eixo x, tem seu sentido positivo apontado para o centro do anel do LHC. Já o eixo y, é positivo da origem para fora da caverna, ou seja, aponta para cima. O eixo z também divide o detector em 'lado A', em seu sentido positivo e, sua outra metade, é referenciada como 'lado C'. Em coordenadas polares, amplamente utilizadas em física de partículas, no plano transversal x-y tem-se o ângulo azimutal ϕ. Outra coordenada de grande importância é a pseudo-rapidez η, definida em função do ângulo polar θ na Equação 2.2:

$$\eta = -ln\left[tan\left(\frac{\theta}{2}\right)\right] \tag{2.2}$$

A pseudo-rapidez assume valores nulos para objetos perpendiculares ao ponto de colisão, crescendo quanto mais se aproxima tangencialmente ao LHC. Colisões tangenciais

Figura 2.6 – Visão geral esquemática em corte transversal, mostrando como cada detector interage com diferentes partículas.



Fonte: Adaptado de [53].

são eventos de menor raridade, que geram desvios de partículas para regiões do detector com altos valores de η. Isto aumenta consideravelmente a taxa de eventos nestes setores ao compará-los com colisões frontais que, são eventos mais raros e seus vestígios ocupam regiões com baixos valores de η [15]. Os detectores serão vistos em detalhes nas seções seguintes.

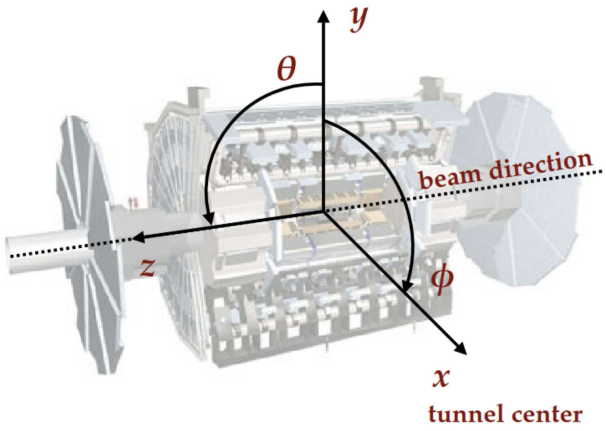
2.3.2 Detector de trajetória

Após cada cruzamento de feixes produzido pelo LHC, centenas de partículas são geradas em $|\eta| < 2,5$ e, por isso, condiciona regiões próximas do ponto de colisão a uma alta densidade de trajetórias. Um detector de trajetórias deve medir o caminho e o momento de partículas carregadas, reconstruindo um espaço contínuo de partículas individuais, conectadas a vértices[8]. O *inner detector* (ID), como é conhecido o detector de trajetórias do ATLAS, possui fina granularidade[9], sendo constituído por três sistemas de

[8]O ponto de interação (IP), tem sua posição determinada pelo projeto do detector. No entanto, este pode ser diferente do local onde as partículas efetivamente colidem. A esta posição, dá-se o nome de vértice primário. Logo, um vértice representa um ponto de interação, que pode acontecer no cruzamento de feixes, ou em posteriores decaimentos [55].

[9]Número de elementos sensores por unidade de volume. No contexto da instrumentação, o termo *fina granularidade* confere a ideia de que o sistema de medição em questão é constituído por alta densidade de

Figura 2.7 – Sistema de coordenadas do ATLAS.



Fonte: Extraído de [54].

sensores independentes, com tecnologias distintas. É completamente envolto pelo solenoide central, que mede 5, 3 m de comprimento por 2, 5 m de diâmetro, responsável por produzir um campo magnético de 2 T, paralelo ao eixo do LHC [15, 55].

Na região do barril, os sub-detectores do ID são dispostos concentricamente, como ilustrado na Figura 2.8, e possuem características construtivas complementares, sendo o mais interno, o detector de píxel (*pixel detector*). Possui três camadas segmentadas em $R - \phi \times z$ [10], com píxeis medindo $50 \times 400\ \mu m^2$, totalizando 80, 4 milhões de canais. Externo ao detector de píxel, encontra-se o SCT (*semiconductor tracking*), que possui tiras semicondutoras paralelas à direção dos feixes, com 6, 3 milhões de canais. Por último, está disposto o TRT (*transition radiation tracker*), que utiliza finos detectores em forma de tubo preenchidos com gás com $4mm$ de diâmetro, e um fio de ouro com diâmetro de 30 μm em seu interior, proporciona medidas apenas em $R - \phi$, totalizando 351.000 canais de leitura [15].

2.3.3 Absorvendo e amostrando a energia das partículas: os calorímetros

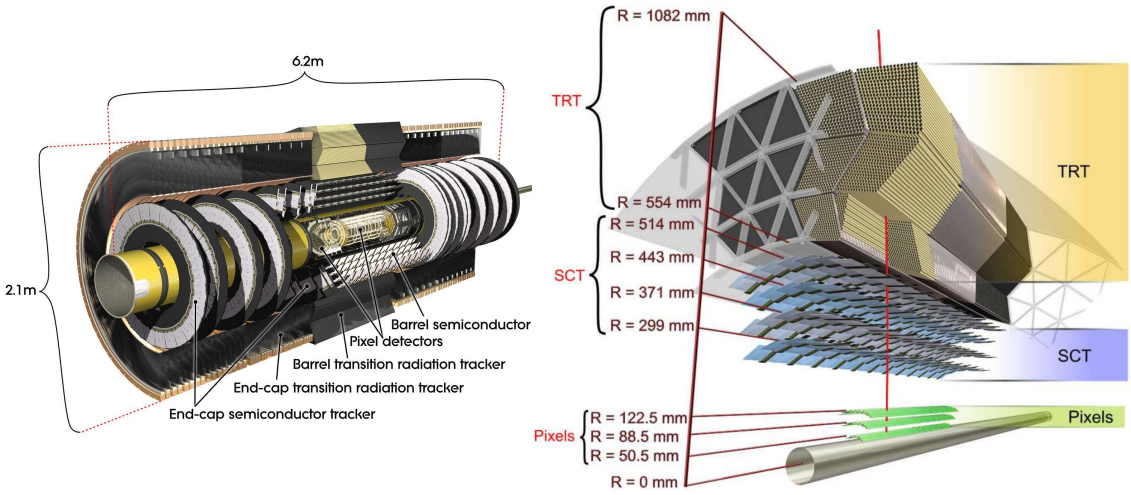
Em termodinâmica[11], o termo *calorimetria* é historicamente associado a medição de calor em reações químicas e atividade em materiais radioativos. Assim, se faz necessária a isolação do objeto de estudo para obter uma boa medição como, por exemplo, quando misturados gelo à 0 °C e água (à qualquer temperatura) e deseja-se medir a temperatura deste sistema, o meio externo pode interferir no processo. Nos experimentos de física nuclear, astrofísica e física de partículas, de maneira comparativa, deseja-se medir energias

unidades sensíveis, por volume espacial deste sistema.

[10] R é a coordenada que indica a posição radial de cada uma das três camadas do detector de pixel, formando cilindros concêntricos ao redor do ponto de colisão de partículas.

[11] Ramo da física que estuda as causas e efeitos do movimento de energia e calor em sistemas macroscópicos.

Figura 2.8 – Detector de trajetórias do ATLAS.



Fonte: Extraído de [56].

em escalas muito inferiores. Neste contexto, os calorímetros são concebidos sob diferentes métodos de medição, que incluem geração de luz ou ionização [57].

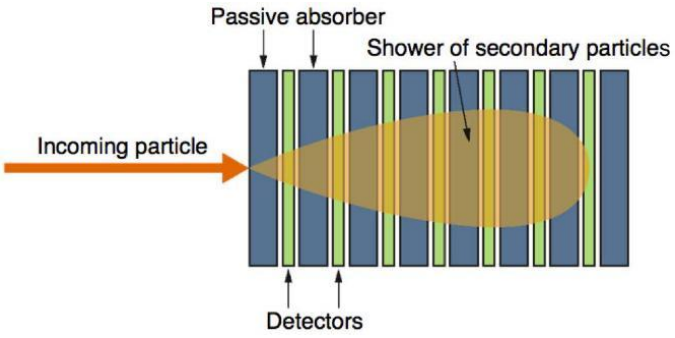
No contexto de física de altas energias, os calorímetros são blocos de matéria densamente instrumentados, projetados para medir a energia de partículas como elétrons, fótons e hádrons. Para tal, estas são completamente absorvidas e sua energia é transformada de modo que a permita ser medida. As partículas incidentes interagem com o material do detector por meio de processos hadrônicos e/ou eletromagnéticos, desencadeando a geração de inúmeras partículas em cadeia, que compartilham de uma fração da energia e momento do objeto que causou a perturbação inicial. A estas, dá-se o nome de *chuveiro de partículas* que, pode ser do tipo eletromagnético (EM), caso o seja produzido por elétrons e fótons, ou hadrônico (HAD), se a partícula incidente seja um hádron como, por exemplo, um píon (π^0). As componentes do chuveiro são responsáveis por ionizar ou excitar os átomos do material que atravessam ou, no caso dos nêutrons, sofrer de espalhamento quando entram em contato com o núcleo atômico que, ao capturá-lo, emitem raios-γ[12]. [42, 49, 57, 58].

Segundo [49, 57, 58], os calorímetros contêm material passivo (absorvedor) e ativo (gerador de sinal), e podem ser classificados como amostradores ou homogêneos. Os do tipo amostradores têm seu absorvedor e sensor, feitos de materiais distintos. Em geral, possuem várias camadas intercaladas de material passivo e ativo, como ilustrado pela figura 2.9, se classificando conforme o meio que constitui sua parte ativa, como, calorímetros de cintilação[13], como no detector ZEUS [60], no acelerador HERA [61] e no TileCal [62],

[12]Radiação eletromagnética com alto poder de penetração na matéria, gerada pelo decaimento de um núcleo radioativo [49].

[13]É a luz visível ou ultravioleta emitida por materiais chamados de cintiladores, quando excitados por partículas altamente energéticas, como fótons, elétrons ou íons [57, 59].

Figura 2.9 – Esquemático de um calorímetro amostrador e uma partícula incidente.



Fonte: Extraído de [66].

do experimento ATLAS [15]. Calorímetros a gás foram utilizados nos experimentos do acelerador LEP [12], como o DELPHI [14] e, a líquido, incluindo gás liquefeito por criogenia, no calorímetro eletromagnético do detector D0 [63], no Tevatron [64], e no LAr [19], também do ATLAS. Já os homogêneos, estas duas funções são realizadas pelo mesmo material, geralmente cristais de alta densidade, que produzem luz de cintilação ou radiação de Čerenkov[14], como no ECAL [65] do experimento CMS [48], que utiliza aproximadamente 76.000 cristais cintiladores de $PbWO_4$.

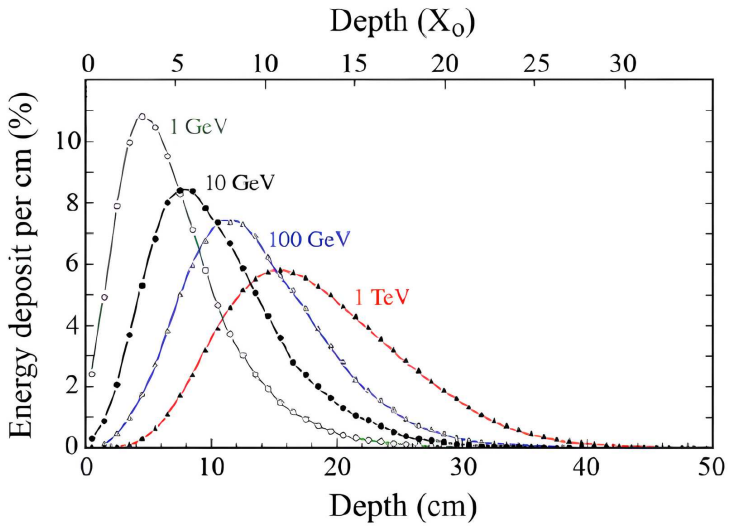
Existem diversas razões que determinam a escolha de um entre os dois tipos de calorímetros descritos. No entanto, calorímetros modernos, em sua grande maioria, são do tipo amostradores devido ao menor custo do material ativo e a possibilidade de se utilizar materiais absorvedores mais densos, permitindo a construção de detectores mais compactos. Inicialmente concebido para estudar raios cósmicos[15], os calorímetros possuem grande importância em experimentos de física de altas energias, principalmente a partir da concepção dos aceleradores de partículas, os quais necessitam de uma cobertura hermética ao redor do ponto de colisão. Isto possibilita que o conjunto de detectores forneçam informações valiosas do fluxo de energia dos fenômenos produzidos, utilizadas para filtrar eventos de interesse. Outra característica destes detectores é sua rápida resposta, que torna os calorímetros fundamentais em ambientes com alta taxa de eventos, como no experimento ATLAS [15, 57].

Uma característica importante dos calorímetros é sua capacidade de absorver os chuveiros produzidos pela partícula incidente. A partir do perfil do depósito da energia quando este se desenvolve ao penetrar em um material, como o cobre, por exemplo,

[14]Luz emitida por partículas eletricamente carregadas ao se deslocarem em um meio, a uma velocidade superior à velocidade de propagação da luz neste meio [49].

[15]Raios cósmicos são partículas altamente energéticas, predominantemente prótons e núcleos atômicos, originadas de fontes astrofísicas como o Sol, supernovas e núcleos ativos de galáxias. Ao interagirem com a atmosfera terrestre, produzem cascatas de partículas secundárias conhecidas como chuveiros atmosféricos extensos. O estudo desses fenômenos integra a chamada Física de Astropartículas. [49].

Figura 2.10 – Depósito de energia em função da profundidade, para chuveiros eletromagnéticos de 1, 10, 100 e 1.000 GeV se desenvolvendo em um bloco de cobre, normalizados. A escala vertical indica o depósito de energia por cm de cobre, como uma porcentagem da energia da partícula que gera o chuveiro.



Fonte: Extraído de [57].

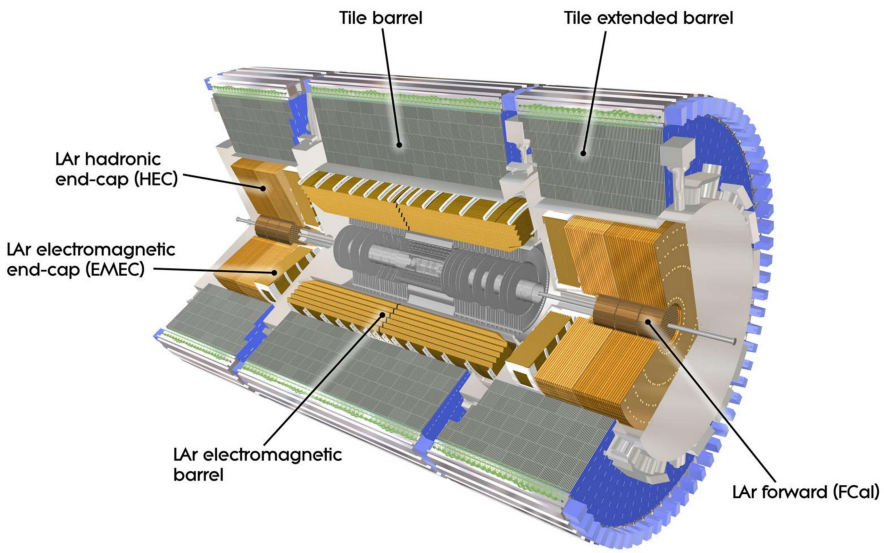
pode-se segmentar um calorímetro transversalmente, buscando orientar e controlar seu desenvolvimento de forma a maximizar sua absorção pelo material ativo. A figura 2.10 ilustra diferentes perfis de depósitos de energia para elétrons de 1 a 1.000 GeV, e a percentagem média da energia total da partícula incidente depositada por X_0 e centímetros, a partir do desenvolvimento do chuveiro. Logo, a profundidade de cada camada pode ser projetada de modo que cada uma delas amostre parcelas dos chuveiros que, junto da segmentação das células, permite aumentar a capacidade do detector tanto de separar múltiplos chuveiros provocados por partículas diferentes, como sua contenção quase que por completa, separando chuveiros HAD e EM.

De modo geral, em experimentos de física de partículas, o sistema de calorimetria se especializa em função do tipo de chuveiro, formando dois tipos de calorímetros: eletromagnético e hadrônico, como observado na figura 2.6, em um corte transversal do experimento ATLAS. Na figura 2.5, é possível observar que seus calorímetros são organizados e projetados conforme o valor de $|\eta|$, fornecendo uma cobertura completa ao redor do ponto de colisão. Os calorímetros do ATLAS são mostrados em maiores detalhes nas seções *2.3.3.1* e *2.3.3.2*.

2.3.3.1 Calorímetro eletromagnético (ECAL)

O calorímetro eletromagnético do ATLAS é localizado externo ao solenóide central e se divide em barril (EMB, do inglês, *electromagnetic barrel*), posicionado em $|\eta| < 1,475$, e duas tampas (EMEC, do inglês, *electromagnetic end-cap*), em $1,375 < |\eta| < 3,2$. No

Figura 2.11 – Esquemático em corte do calorímetro de argônio líquido e de telhas.



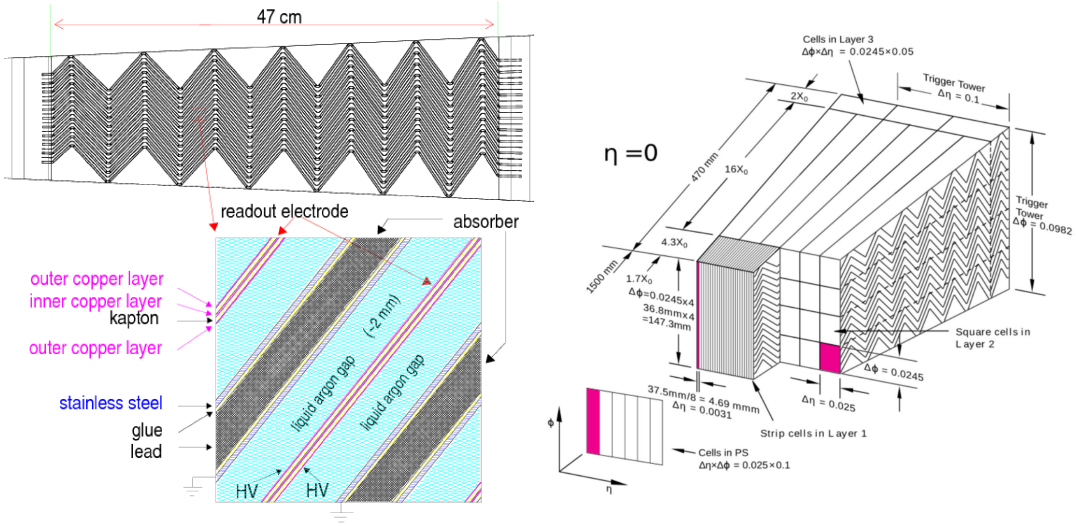
Fonte: Extraído de [15].

total, o barril e as tampas são enclausurados por três criostatos preenchidos por argônio líquido. Os *end-caps* compartilham a mesma câmara com as seções dos calorímetros hadrônicos HEC (*hadronic end-cap*) e FCAL (*forward calorimeter*). O posicionamento de cada um dos subsistemas de calorimetria do ECAL está ilustrado na figura 2.11, no qual também podem ser observados os criostatos em cinza claro, envolvendo todo o LAr.

O barril é formado de dois meio-barris idênticos com 3,2 m e 57 toneladas, apartados por uma pequena fenda de 4 mm ao longo de $z = 0$. De maneira afim, cada um dos *end-caps* também é dividido em duas rodas coaxiais em $|\eta| = 2{,}5$, chamadas de roda interior (*inner wheel*) e exterior (*outer wheel*), respectivamente no sentido crescente de η. O LAr é completamente simétrico em ϕ, dado a geometria em forma de acordeão escolhida para seu material absorvedor e eletrodos. O material passivo é constituído de placas de chumbo, envolvidas em folhas de aço inoxidável, provendo resistência mecânica. Já a região ativa é composta por eletrodos com três camadas de cobre, separados por material isolante (kapton), localizados nos espaços entre as placas de chumbo, chamados de *gaps*. As camadas de cobre mais externas estão em um alto potencial elétrico (1–2 kV), em que a central é utilizada para leitura de sinal através do efeito capacitivo. Nesse campo elétrico de alta tensão ocorre o arraste (ou *drift*) dos elétrons e íons gerados quando um chuveiro de partículas, criado pelo material absorvedor, atravessa o argônío líquido. Assim, observa-se no eletrodo uma corrente elétrica triangular relativa aos elétrons presentes no *gap* [15, 46]. Os detalhes construtivos do detector estão ilustrados na figura 2.12.

Cada um dos 16 módulos do de uma seção do EMB cobre uma região de $\Delta\phi = 22,7°$

Figura 2.12 – Esquemático do calorímetro de argônio líquido do ATLAS (LAr). À esquerda, é detalhado sua construção em formato de acordeão com eletrodos imersos em argônio líquido, intercalados por seu material absorvedor. À direita, é mostrada sua subdivisão em camadas e células, construídas a partir da combinação de seus eletrodos. Isso possibilita obter diferentes granularidades ao longo do plano x–y, denominadas de camadas.



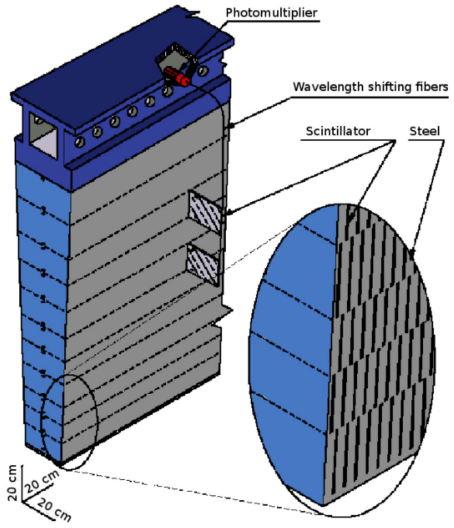
Fonte: Extraído de [68].

possuindo 22 X_0 de espessura, que aumenta para 30 X_0 à medida que $|\eta|$ se aproxima de 0,8 e, de 24 X_0 para 30 X_0 até $|\eta| = 1,3$. Os módulos também possuem uma divisão de três camadas em profundidade, a partir do ponto de interação, chamadas de *front* (EM1), *middle* (EM2) e *back* (EM3). Além disso, conforme esquematizado na figura 2.12, os eletrodos são agrupados em células, com dimensões distintas entre as camadas. A segmentação em profundidade e η é obtida através da separação por corrosão química dos eletrodos já em ϕ, se dá pelo seu agrupamento [46]. Há também o *presampler* (PS), que é uma fina camada do calorímetro de argônio líquido separada, porém incluída no criostato do barril, fornecendo as primeiras leituras dos chuveiros antes destes alcançarem o EMB. A EM1 possui uma fina segmentação em η, possibilitando um posicionamento e resolução angular refinados. A maior parte da energia do chuveiro eletromagnético é absorvida e coletada na EM2, restando apenas sua cauda para a camada EM3. O LAr é constituído de células, formando canais de leitura únicos após agregar fisicamente seus materiais ativos e passivos, possuindo, no total, cerca de 180.000 canais [15, 67].

2.3.3.2 Calorímetro hadrônico

O calorímetro hadrônico do ATLAS, também conhecido como calorímetro de telhas ou TileCal (*Tile Calorimeter*), está posicionado ao redor do calorímetro de LAr e utiliza placas cintiladoras em formato de telha como material ativo, daí seu nome. Assim como

Figura 2.13 – Esquemático de um módulo do calorímetro de telhas do ATLAS e a aquisição do sinal feita através de fibras óticas, agrupadas pelas PMTs.



Fonte: Extraído de [69].

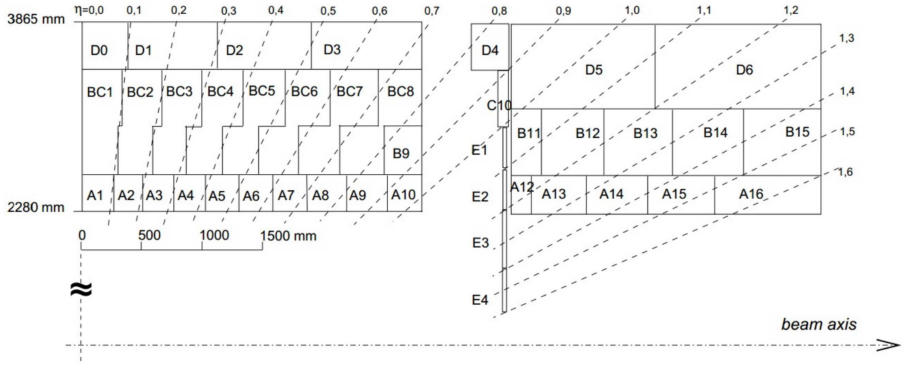
no calorímetro eletromagnético, também é do tipo amostrador, incorporando um material passivo de aço para absorver parte da energia das partículas que o atravessam, conforme ilustrado na figura 2.13. Sua estrutura é composta por um barril (*Tile Barrel*) e dois barris estendidos (*Tile extended barrel*), localizados externamente ao cilindro e à tampa do calorímetro de LAr, como detalhado na figura 2.11. O barril central cobre a região de $|\eta| < 1,0$, enquanto os barris estendidos abrangem $0,8 < |\eta| < 1,7$, como mostra a figura 2.14 [15].

O TileCal tem como principal função identificar e medir a energia e direção de jatos hadrônicos [70], operando em uma ampla faixa dinâmica e garantindo alta precisão. Cada seção do barril e do barril estendido é composto por 64 módulos, totalizando cerca de 10.000 canais devido à leitura redundante, o que aumenta a confiabilidade das medições. Os módulos são dispostos radialmente, cobrindo todo o ângulo azimutal (ϕ) com granularidade $\Delta\phi = 0,1$ e segmentados em três camadas de profundidade com granularidade $\Delta\eta = 0,1$ (camadas A e BC) e $\Delta\eta = 0,2$ (camada D), conforme figura 2.14. Quando partículas ionizantes atravessam as telhas cintiladoras, estas emitem luz que é coletada por fibras ópticas localizadas em ambas extremidades da telha. Estas fibras são agrupadas em células e direcionadas a fotomultiplicadores (PMTs), que convertem o sinal luminoso em elétrico [15, 71].

2.3.4 O Detector de múons

Os múons são partículas semelhantes aos elétrons, mas com massa e tempo de vida significativamente maiores, sendo as únicas partículas produzidas no LHC com essas

Figura 2.14 – Representação da disposição das células do TileCal em um módulo, no sentido positivo de η.



Fonte: Extraído de [69].

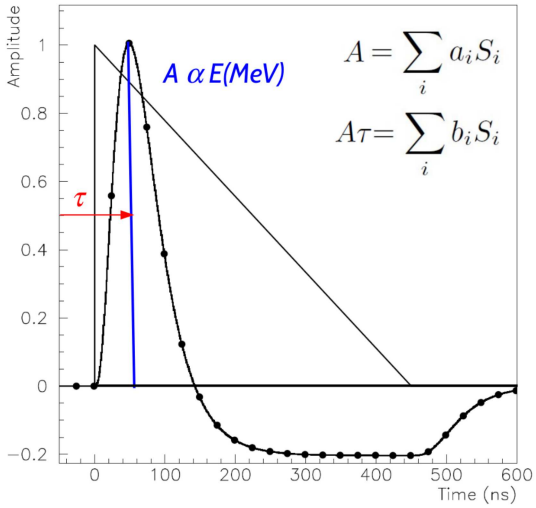
características que conseguem atravessar os calorímetros sem serem totalmente absorvidas. No ATLAS, o detector de múons ocupa a camada mais externa do experimento e consiste em grandes ímãs supercondutores e câmaras de traços finamente segmentadas. Esses componentes permitem medir com precisão a curvatura dos múons no campo magnético intenso, o que possibilita calcular sua energia [15, 72].

2.4 A eletrônica do LAr

Os calorímetros são construídos como *arrays* de sensores densos e volumosos que cobrem toda a região ao redor do ponto de impacto. O sinal analógico gerado pelas células do detector ainda necessita ser processado e digitalizado a fim se de extrair as variáveis desejadas pelos experimentos. No ATLAS, como observado na figura 2.11 e ao longo da seção 2.3.3, grande parte do material sensor é mantido enclausurado, sendo acessível somente durante os períodos de parada programada de todo o experimento para melhorias e manutenção [73, 74], como mostrado na figura 2.3. Ademais, durante a operação do LHC, o detector recebe altas taxas de radiação que afetam qualquer instrumentação eletrônica instalada nas proximidades. Para lidar com isso, a arquitetura do sistema de leitura do calorímetro de argônio líquido é dividida entre eletrônica de *front-end* (FE), instalada no próprio detector, e *back-end* (BE), localizada na caverna de serviços USA15 [75]. Este sistema é projetado para registrar energias de 50 MeV a 3 TeV. Os sinais triangulares de corrente elétrica provenientes de cada célula são conformados, amostrados a 40 MHz e, suas amostras digitais, enviadas ao primeiro nível de *trigger* (2.4.1), a cada cruzamento de feixe do LHC [46].

Concentrando a atenção no barril e *end-caps*, a eletrônica de *front-end* está instalada diretamente no criostato, na região de transição com as tampas do calorímetro (*end-caps*). Todos os seus componentes são testados e validados para serem tolerantes à radiação,

Figura 2.15 – Pulso característico de uma célula do calorímetro de LAr antes e após conformação pelo circuito de *shaper*. As amostras digitais do ADC (do inglês, *Analog-to-Digital Converter*) estão representadas como pontos sobre o sinal analógico, espaçadas em 25 ns. Observa-se também um esboço da estimação do pico do sinal e sua fase utilizando o método de filtragem ótima, detalhado na seção 2.4.3.



Fonte: Extraído de [46].

relativa à exposição por 10 anos de operação do LHC. Todo o aparato de FE está distribuído em painéis (*crates*), acoplados às *feedthroughs* do criostato, que são pontos de passagem de cabos elétricos e outros serviços entre a parte quente (externa) e a parte fria (interna), como os sinais dos eletrodos e para calibração [76], sendo explorado com mais detalhes na subseção 2.4.3. Cada painel contém Front-end Boards (FEB), responsáveis pela leitura, pré-amplificação, conformação (*shaping*) armazenamento do sinal analógico em SCAs (*Switch Capacitor Arrays*) e posterior digitalização dos sinais de corrente das células, para eventos aceitos pelo L1, conforme representado pela parte inferior da figura 2.16. Os *shapers* fornecem sinais analógicos com três ganhos independentes para cada canal, com seleção automática durante tomada de dados de física. O pulso de leitura de uma célula do LAr antes e após ser conformado está ilustrado na figura 2.15, juntamente com as posições das amostras digitalizadas, representadas como pontos no sinal. As FEBs possuem também LSBs (*Layer Summing Boards*), que somam os sinais analógicos que derivam do circuito de *shaper*, enviando-os para as TBBs (*Tower Builder Boards*). Nestas, se formam as chamadas torres de *trigger*, que reduzem a granularidade do detector para $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$. As *Calibration Boards* geram pulsos de corrente com forma próxima ao sinal de ionização produzido durante a operação do detector, porém, com amplitude conhecida, e terão seu papel descrito com mais profundidade na subseção 2.4.2. Por último, tem-se as placas de controle (*Controller Boards*) que recebem e distribuem o clock de 40 MHz do LHC, além de outras funções de configuração e controle de sinais [46, 77].

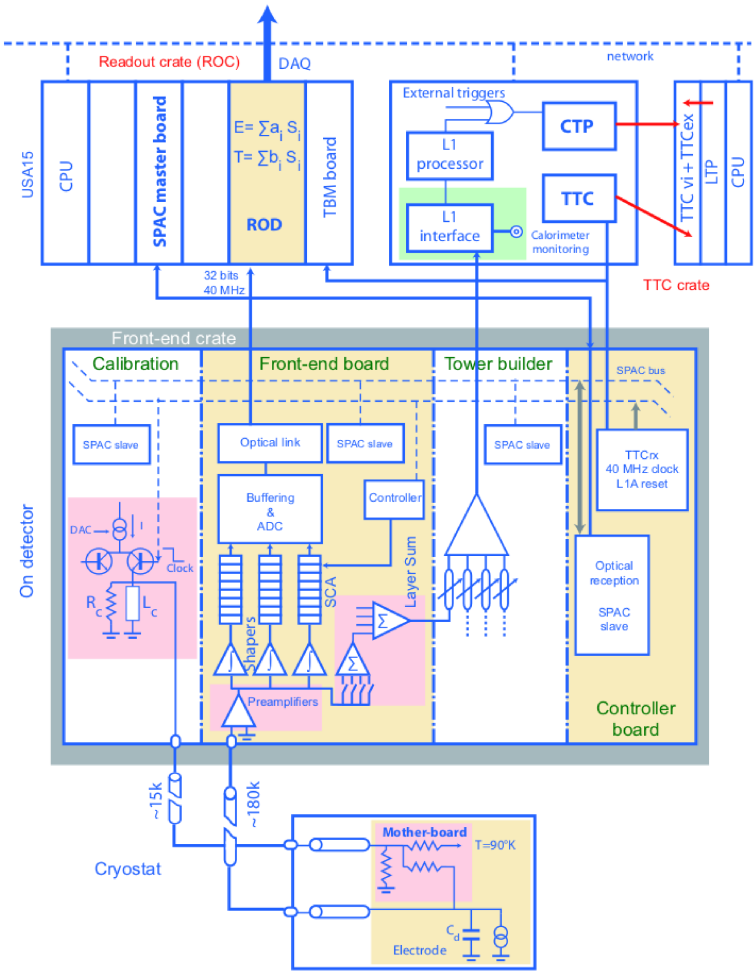
As amostras digitalizadas dos eventos aceitos pelo primeiro nível de *trigger* sendo, cinco amostras por célula para a Run 1 e apenas quatro para as Runs 2 e 3, são transmitidas através de um link de fibra ótica de alta velocidade para a eletrônica de *back-end*. Nela, são realizadas tarefas de monitoramento e processamento digital dos sinais do calorímetro, em que cada painel de FE está associado a um quadro elétrico de ROC (*Readout crate*), que processa os sinais digitais de até oito FEBs. Como observado na parte superior da figura 2.16, cada um desses painéis no BE contém módulos de RODs que, além de sincronizarem as saídas das *Front-end Boards* com o L1, são encarregadas de extrair quantidades físicas dos sinais. As ROCs também possuem placas de CPU dedicadas para controle interno, módulos de configuração que têm a finalidade de transferir parâmetros para os painéis de FE, chamados de *SPAC Master Board*, além do TBM (*Trigger and Busy Module*), que recebe o sinal de TTC (*Trigger, Timing and Control*) [78], que inclui o clock de 40 MHz do LHC. Para o propósito deste trabalho será destacado o papel desempenhado pelas RODs que processam as amostras digitais de modo paralelo através de 4 FPGAs (*Field Programable Gate Arrays*), verificando sua integridade, antes de enviá-las às unidades de processamento (PUs – do inglês, *Processing units*). Cada uma dessas unidades possui dois DSPs (*Digital Signal Processor*), que executam um algoritmo de filtragem ótima, chamado de OF (do inglês, *Optimal Filtering*), que calculam a energia depositada nas células. Se o valor de energia ultrapassar um limiar definido nas configurações do algoritmo, a fase do pulso ou tempo relativo à deposição de energia, e um fator de qualidade referente a forma do pulso também são calculados e, então, os envia para o sistema de aquisição de dados, DAQ (do inglês, *Data and AcQuisition*) [79]. O algoritmo OF será detalhado na seção 2.4.3.

A arquitetura de leitura do calorímetro de argônio líquido e sua interface com o sistema de *trigger* têm passado por atualizações durante as paradas para manutenção do LHC, dividas em suas etapas: *Phase-I* [80, 81] e *Phase-II* [73, 46]. Na LS2[16] foi realizada a *Phase-I*, ao qual foi atualizada a eletrônica do *trigger*. Este, terá maior granularidade e processamento digital do sinal do LAr, sendo instalado em paralelo com as *trigger towers* até que seu comissionamento e validação sejam finalizados. A *Phase-II*, planejada para o LS3[17], foi motivada, em sua maior parte, pelo envelhecimento por radiação do *inner detector*, pelo alto volume de dados esperados que poderiam saturar os *links* de leitura, pela obsolescência da eletrônica dos detectores e requisitos adicionais impostos pelo *trigger* aos demais sistemas para lidar com a alta luminosidade no HL-LHC, cujo escopo se encontra em desenvolvimento [47, 82].

[16] *Long Shutdown 2*, que ocorreu entre 2019 e início de 2022.

[17] *Long Shutdown 3*, planejada para o período de instalação do HL-LHC, esperado para iniciar a partir de 2026.

Figura 2.16 – Esquemático da arquitetura da eletrônica de leitura do LAr antes da *Phase-I* (sistema legado). É possível observar a separação entre a eletrônica de *front-end* e *back-end* e seus principais sistemas.

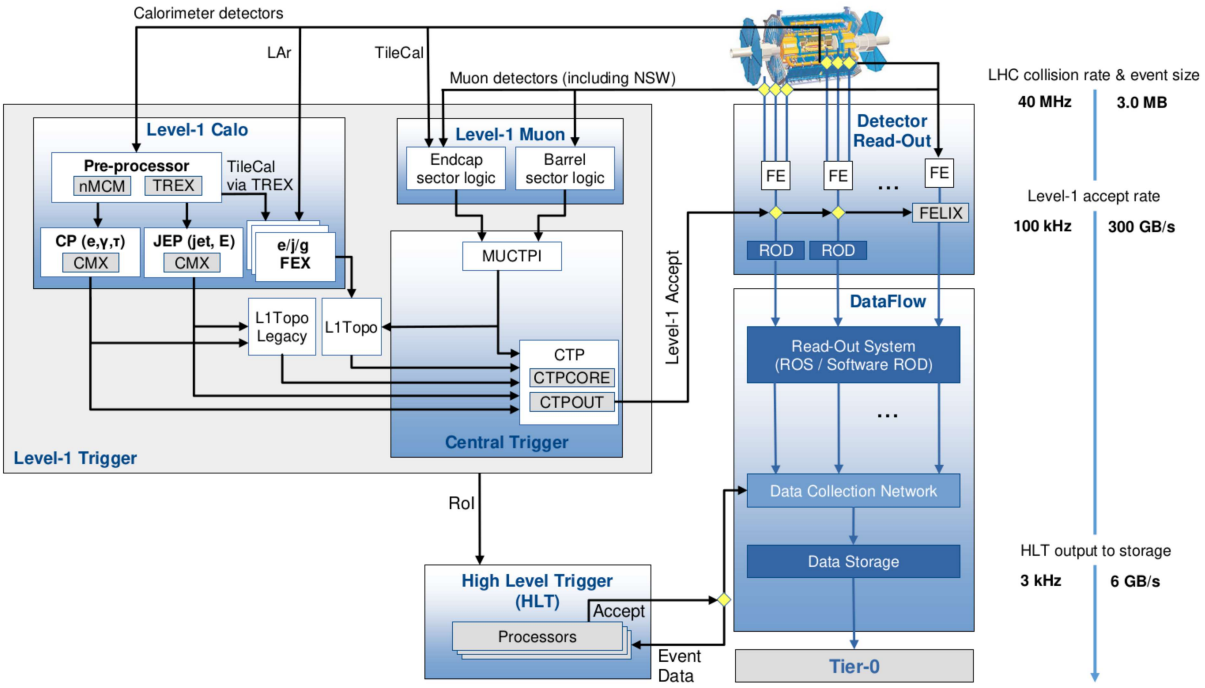


Fonte: Extraído de [46].

2.4.1 Selecionando e armazenando eventos de interesse: o TDAQ

O sistema de *trigger* e aquisição de dados do ATLAS, ou TDAQ (do inglês, *Trigger and Data AcQuisition*), é responsável pelo processamento *online*, seleção e armazenamento de eventos de interesse e armazenamento em mídia permanente para posterior análise, ou *offline*, se encontra ilustrado no esquemático da figura 2.17. Sua principal tarefa é tomar decisões rápidas com base nos dados de diversos subsistemas do ATLAS (detectores de traço, calorímetros, múons), atuando para filtrar e selecionar quais colisões, dentre os 40 milhões de cruzamento de feixes por segundo, terão suas medições armazenadas ou descartadas. Para isso, o TDAQ divide-se em dois níveis, chamados de Level-1 *trigger* e HLT (*High-Level Trigger*), onde o DAQ transporta os dados da eletrônica de *front-end* dos subdetectores do ATLAS até seu armazenamento *offline*, de acordo com as decisões feitas pelo sistema de *trigger*. Para isto, são utilizados diversos pacotes de software desenvolvidos

Figura 2.17 – Sistema de TDAQ do experimento ATLAS utilizado durante a Run 3, com ênfase no sistema de *trigger*, leitura e fluxo de dados.



Fonte: Extraído de [83].

pela colaboração, utilizados na reconstrução e análise de eventos simulados e de dados reais [83, 84].

O primeiro nível (L1) possui dois sistemas principais baseados em eletrônica dedicada que utilizam de informações com granularidade reduzida dos detectores de múon (L1Muon) ou do calorímetros (L1Calo). Durante as Runs 1 e 2, a eletrônica dedicada para os calorímetros era formada pelas torres de *trigger* [85]. Na Run 3, após atualizações realizadas no LS2[18], os sinais enviados pelo LAr tiveram um aumento da granularidade, sendo fornecidos na forma de *SuperCells* [81].

Quando um evento é selecionado pelo L1, um sinal de aceite (*Level-1 Accept*) é enviado para a eletrônica de leitura dos subdetectores, que mantiveram seus dados em um *buffer* aguardando pelo aceite por uma janela de tempo de alguns cruzamentos de feixes, sendo descartados caso não haja aceite do evento pelo *trigger*. Para o cenário positivo, o HLT irá processar o evento utilizando a mais fina granularidade do ATLAS, incluindo calorímetros, espectrômetro de múons e *inner detector*, por meio de algoritmos que funcionam de *online*, em relação ao funcionamento do experimento. Isso ocorre tanto para todo o volume do detector ou para as chamadas Regiões de Interesse (do inglês, *Regions-of-Interest*) ou RoIs, as quais são partes do detector identificadas como candidatas

[18]Parada para manutenção do experimento ATLAS, cujo cronograma está sumarizado na figura 2.3. A eletrônica do LAr pode ser vista em mais detalhes na seção 2.4.

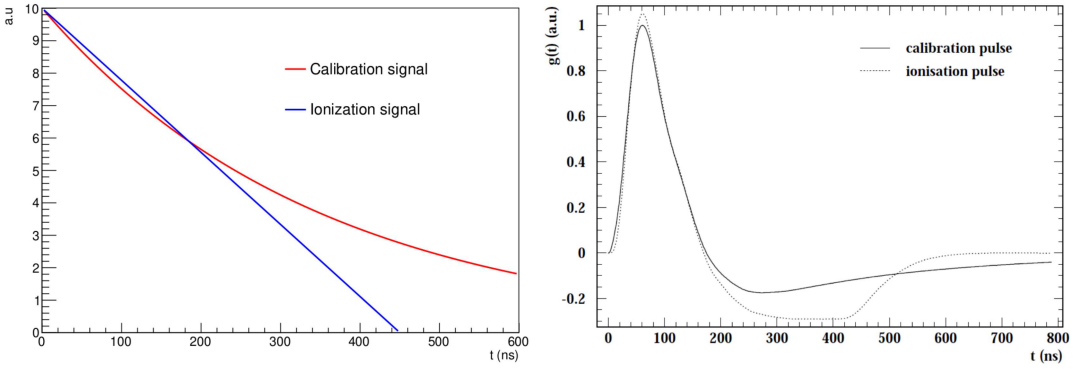
pelo *trigger* de primeiro nível. Na calorimetria, o *software* HLTCalo baseia-se nos dados de leitura do LAr e Tile, aceitos pelo L1, para construir 187.652 objetos chamados de *CaloCells*. Estes, associam informação geométrica das células (η, ϕ e camada longitudinal) com sua energia, tempo de pico do pulso, ganho e um fator de qualidade. Também são utilizadas por algoritmos de reconstrução [86, 87] com o propósito de reconstruir a energia de aglomerados de células (*clusters*) para objetos candidatos a elétrons, fótons, taus e jatos, servindo também de base para construção das variáveis de forma de chuveiro, aqui tratadas como *shower shapes* [83].

2.4.2 Calibração de energia no LAr

Em um processo de aquisição, digitalização e processamento de sinais de um sistema ou experimento que faz o uso de instrumentação eletrônica, converter a grandeza física do sinal gerado pelo transdutor na variável que de fato se deseja medir é uma etapa fundamental. Realizar essa tarefa com precisão exige o estabelecimento de padrões, corpos de prova e a manutenção de equipamentos dedicados a este processo, conhecido como calibração. Tratando-se da medição de energia de partículas com calorímetros, sua calibração se dá ao determinar a relação entre o sinal em pC, por exemplo, e a energia da partícula, geralmente em GeV, através de constantes de calibração. A construção dessas constantes está fortemente relacionada ao tipo e modo construtivo de um calorímetro, revelando-se um processo de alta complexidade, possuindo dependência do tipo de partícula ou jato [70], assim como da energia dos mesmos, onde as constantes geradas em uma faixa de energia leva à erros sistemáticos se utilizadas para faixas diferentes de uma mesma partícula ou jato [88].

No LAr, o procedimento de calibração é projetado para estabelecer uma correspondência direta entre o pico do sinal de uma célula em contagem de ADC e a energia que foi efetivamente depositada nessa célula, além do instante de tempo ao qual este pico ocorreu, conforme indicado na figura 2.15. Para isso, utiliza-se um processo ao qual toda a cadeia de calibração é construída sobre, que é a injeção de uma corrente conhecida em μA que represente o sinal lido pelo eletrodo do detector, e seu valor em ADC. Esse processo é executado pelas *calibration boards*, que injetam um pulso exponencial com tempo de decaimento escolhido para que esse sinal se aproxime daquele de ionização, que possui forma triangular, além de um atraso t_0, obtido por meio de chips dedicados. Esse sistema permite mover o pulso em múltiplos de $1,04$ ns e, no máximo, 25 ns de atraso. Na figura 2.18 é ilustrada uma comparação entre o sinal de calibração e de ionização. O sinal de corrente é injetado nos eletrodos de cada célula pelas *feedthroughs*, através das placas-mãe (*mother-board* na figura 2.16). Este método produz diferenças entre os sinais gerados durante calibração e aqueles observados durante a tomada de dados de física, conhecido como sinal de ionização, havendo a necessidade de se realizarem correções do sinal de calibração para representá-lo de maneira fidedigna. Segundo [32, cap. 3],

Figura 2.18 – À esquerda, é representada uma comparação entre o sinal de ionização (em azul) e de calibração (vermelho) antes dos circuitos de amplificação e conformação (*shaper*) e, à direita, após este processamento.



Fonte: Extraído de [32] (esquerda) e [89] (direita).

a equação 2.3 sintetiza a conversão do sinal em ADC em energia para uma célula do calorímetro em condições de operação com colisão no LHC:

$$E_{cell} = F_{\mu \to MeV} F_{DAC \to \mu A} \frac{1}{\frac{M_{phys}}{M_{calib}}} \sum_{j=0}^{2} R_j \left[\sum_{i=0}^{4} a_i (S_i - p) \right]^j \tag{2.3}$$

O termo a_i representa os coeficientes do filtro ótimo (OFC, do inglês, *optimal filter coefficients*) que atuam de modo a estimar a amplitude do sinal de calibração e, S_i, são suas amostras no domínio discreto, em contagens de ADC e p, o pedestal de ruído eletrônico. As placas de calibração geram os sinais com a amplitude desejada em contagens de DAC, que podem ser relacionadas à corrente injetada por esta, nos eletrodos. Logo, uma relação entre ADC e DAC é feita a partir de uma regressão polinomial de segunda ordem, para diferentes ganhos, mostrada pela equação 2.4. As constantes R_0, R_1 e R_2 são chamadas de coeficientes de rampa, e estão representados na equação 2.3 por R_j.

$$DAC = R_0 + R_1 ADC_{peak} + R_2 ADC_{peak}^2 \tag{2.4}$$

A produção dos coeficientes de rampa inclui o conhecimento prévio de ADC_{peak}, sendo a estimativa da amplitude do pulso de calibração, ilustrado na figura 2.18. Como as amplitudes entre os pulsos de calibração e de física são intrinsecamente diferentes, adiciona-se outro parâmetro que avalia a razão entre suas funções de transferência através de $M_{phys} = max(g^{phys})$ e $M_{calib} = max(g^{calib})$, incorporados em $\frac{1}{\frac{M_{phys}}{M_{calib}}}$. O termo $F_{DAC \to \mu A}$ é um fator responsável por converter os sinais de controle no sistema de DAC, no módulo de calibração (figura 2.16), que por meio de um comando em contagens de DAC, injeta uma corrente na placa mãe, que a distribui para as células do calorímetro mediante um sistema com resistores R_{inj}. Logo, a tensão aplicada sobre R_{inj} determina a amplitude

do sinal de corrente, sendo determinada após o *test beam* combinado do ATLAS [90], em 2004, através de $F_{DAC\rightarrow\mu A} = \frac{75.295\mu A}{R_{inj}}$.

Por último, tem-se o fator $F_{\mu A\rightarrow MeV}$, que foi também foi estimado através dos resultados do *test beam* [90]. Seu propósito é converter a corrente observada no eletrodo de μA para unidades de energia, em MeV. É dependente do desempenho de amostragem do calorímetro, que é parcela de íons observados e capturados no material ativo do detector, baseado em sua forma construtiva. Logo, existem diferenças entre a região do barril, baseada em acordeão, e o *presampler*, por exemplo. Na equação 2.5, I/E é o fator de conversão de energia em corrente, obtido através de simulação do calorímetro de LAr utilizando Geant4 [29], e f_{sampl} a fração de amostragem (do inglês, *sampling fraction*) para elétrons. Este, por sua vez, transpõe a energia depositada nos *gaps* do LAr, ou energia visível E_{vis}, na energia total do elétron incidente, E_{total}, visto que grande parte da energia é perdida devido ao material passivo do detector, também denotada como E_{invis}. É dependente da profundidade do chuveiro e independentes de ganho, onde $f_{sampl} = 0,1667$ para $\eta < 0,8$ e $f_{sampl} = 0,1959$ para $\eta \geq 0,8$, resultando em $F_{\mu A\rightarrow MeV} = 375$ e 320, respectivamente [32, 90].

$$F_{\mu A\rightarrow MeV} = \frac{1}{f_{sampl} I/E} \tag{2.5}$$

O processo de calibração e sincronização do tempo das células no calorímetro eletromagnético está além do escopo deste trabalho, onde o todo seu processo de calibração e alinhamento (do inglês, *time alignment*) das células pode ser encontrado em detalhes nos relatórios técnicos internos da colaboração ATLAS, como [91, 92], e em publicações como [93] e suas referências, que abordam o impacto desta calibração na qualidade dos dados da Run 1.

2.4.3 Reconstrução de energia e tempo: o método de filtragem ótima

Ao injetar um pulso de corrente elétrica com *delay* e amplitude conhecidos nos eletrodos das células do LAr, obtem-se como sinal de leitura um pulso, também com amplitude e fase conhecidos, chamado de pulso de calibração. No entanto, durante a operação do LHC onde há tomada de dados de física pelo ATLAS, ocorre a ionização dos *gaps* do calorímetro eletromagnético, produzindo um sinal de leitura com características diferentes daquele observado durante a calibração, conforme ilustrado pela figura 2.18. Sendo assim, se faz necessário obter uma correlação entre os sinais de corrente que dão origem aos pulsos característicos de leitura das células do LAr durante a calibração, e o que se observa nas células em operação. Atualmente, utiliza-se o método RTM (do inglês, *Response Transformation Method*) que, aplicado sob sinais de calibração, tem como saída uma estimativa do sinal de física (ou ionização), conforme descrito em [89].

O processo de calibração da eletrônica de aquisição é concluído quando se pode relacionar a quantidade de cargas coletadas pelos eletrodos em uma célula do calorímetro de argônio líquido, e a amplitude máxima do pulso observado. A informação do instante de tempo deste pico também é de grande importância para o experimento, visto que a partir dela é possível determinar quando uma célula é ionizada pelo chuveiro produzido pela partícula incidente. Como as partículas incidem sobre o detector em velocidades relativísticas, o tempo médio para atravessá-lo é da ordem de nanossegundos. Portanto, pode-se vincular essa medida como o tempo de voo desta partícula até o detector [32]. No LAr, o tempo total (ou absoluto) de um sinal é dado pela equação 2.6, onde um valor positivo de τ indica que este foi formado por uma partícula que atingiu a célula atrasada em relação ao tempo médio do cruzamento dos feixes (t_{BC})[19] e, caso negativo, que ela está adiantada [26].

$$t = t_{BC} + \tau \tag{2.6}$$

Para obter as medidas de energia e tempo do sinal de leitura de uma célula do calorímetro, considera-se que apenas amostrar o pico é insuficiente devido à presença de ruído eletrônico (ou térmico), com características de um ruído branco, e um ruído de *pile-up*[20], geralmente, do ponto de vista de estocástico, com características poissonianas[21]. A solução implementada, conhecida como filtro ótimo [94], utiliza diversas amostras do sinal, visando cancelar as flutuações impostas pelo ruído eletrônico através de uma média ponderada dessas amostras. Esse recurso também permite atenuar o efeito do ruído de empilhamento, que é sempre aditivo [94].

Os coeficientes do filtro ótimo, ou OFC, são obtidos através de técnicas de processamento digital de sinais que extraem um sinal imerso em ruído de maneira adaptativa, utilizando de aproximações lineares. Este método utiliza da função de autocorrelação das amostras para maximizar a relação sinal-ruído e estimar o tempo e a amplitude do sinal [94, 96], além de um modelo do sinal, descrito pela equação 2.7, onde A é a amplitude do sinal ou seu pico, $g(t)$ é a forma do pulso normalizada, $n(t)$ o ruído presente durante a aquisição do sinal, e τ, a fase do sinal ou atraso ao qual este inicia sua formação em relação ao tempo de amostragem do *trigger*.

$$s(t) = Ag(t - \tau) + n(t) \tag{2.7}$$

[19] A dispersão no tempo de cruzamento do LHC é de 186 ps. Deve-se notar que um deslocamento de $5,6$ cm na posição longitudinal (eixo z) do feixe do vértice do LHC, se não for considerada, também induzirá uma dispersão do tempo estimado de 170 ps.

[20] Segundo [94, p. 495], o ruído de empilhamento (ou *pile-up*) não é uma fonte de ruído verdadeira, pois é determinístico, originando-se dos detritos de colisões que são produzidos por partículas em colisões no LHC. No entanto, em situações onde a probabilidade dessas interações é grande e a ocupação do detector de traços é suficientemente alta para criar um fundo essencialmente homogêneo, é conveniente considerá-lo como uma fonte de ruído.

[21] Referente à distribuição de Poisson [95].

As equações 2.8 e 2.9, respectivamente, representam as combinações lineares entre os coeficientes do OFC para recuperar a amplitude (a_i) e o tempo (b_i). As amostras do sinal discreto estão indicadas por S_i. Detalhes sobre o desenvolvimento matemático para obtenção dos coeficientes podem ser encontrados nas referências [32, 94, 33].

$$A = \sum_{i}^{N} a_i(S_i - p) \tag{2.8}$$

$$\tau = \frac{1}{A}\sum_{i}^{N} b_i(S_i - p) \tag{2.9}$$

A linearidade do sinal de leitura é amplamente conhecida como uma das características mais importantes de um calorímetro. Isso significa que, na média, seu sinal de leitura em um dado volume (ou célula), é proporcional a energia depositada por uma partícula incidente, sendo um fator determinante para produzir medidas precisas que, para os calorímetros, depende diretamente da sua resolução[22] [57]. Com a incorporação dos coeficientes do OFC como método oficial pelo calorímetro eletromagnético a partir do *test beam* em 2002 [90], após a reconstrução de amplitude do sinal de leitura, mostrou-se que a energia de elétrons pôde ser recuperada com precisão em torno de 1 ‰. Foram também realizados estudos que possibilitaram estimar seus parâmetros da resolução de energia a, b e c referentes à equação 2.10, onde a, o termo estocástico[23], corresponde a $10,1$ % e o ruído[24], b, é de 250 MeV. Já o termo constante[25], c está em torno de $0,7$ %, conforme ilustrado pela figura 2.19 [32, 57, 97].

$$\frac{\sigma_E}{E} = \frac{a}{\sqrt{E}} \oplus \frac{b}{E} \oplus c \tag{2.10}$$

A reconstrução do tempo também foi analisada na mesma seção do calorímetro eletromagnético (EMB) durante o período do *test beam*. Neste estudo [26], foram encontradas diversas fontes que contribuem para a medição da resolução de tempo, atribuídas principalmente à cadeia eletrônica e problemas constituintes do calorímetro, como o *cross-talk*. A resolução de tempo foi descrita pela equação 2.11, e ilustrada na figura 2.19, para

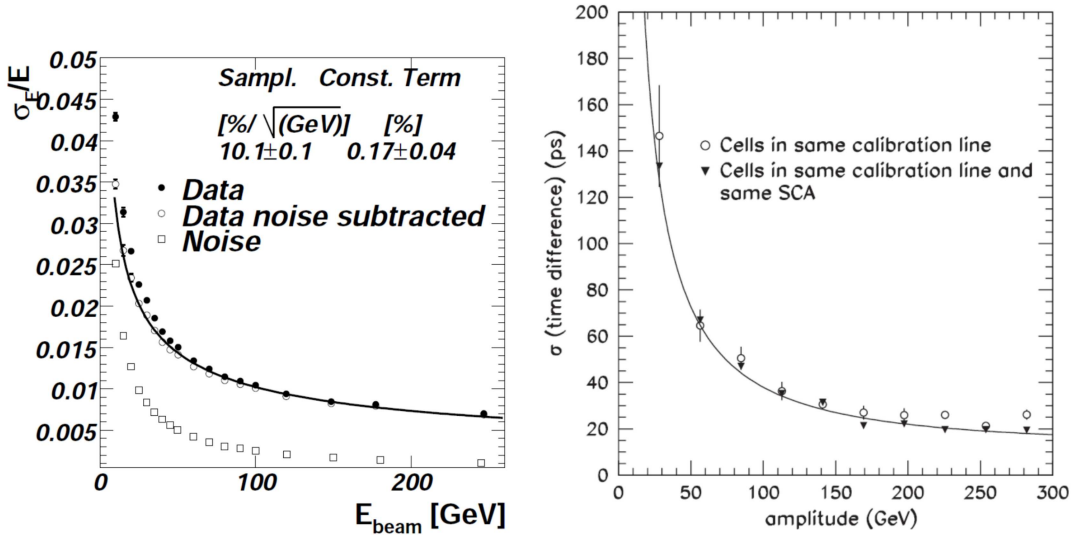
[22] A resolução de energia é um parâmetro que quantifica a precisão inerente ao processo de medição da energia desconhecida de uma partícula incidente. Experimentalmente, este parâmetro é determinado através da análise do grau de precisão com que o valor da energia de partículas com energia previamente conhecida (como os elétrons no *test beam*) é reconstruído e reproduzido pelas medições realizadas pelo sistema de calorimetria.

[23] Termo relativo a flutuações relacionadas ao desenvolvimento do chuveiro de partículas, quando este atravessa o calorímetro. É composto de uma parcela relacionada a flutuações intrínsecas do chuveiro e outra relacionada a flutuações da amostragem. Calorímetros homogêneos não possuem esta última.

[24] Como o próprio nome diz, é um termo relacionado ao ruído eletrônico adicionado pela cadeia de instrumentação, como capacitância do detector e cabeamento.

[25] O termo constante está relacionado a efeitos de instrumentação que podem causar variações na resposta aleatória, não uniformes, sendo impossível de serem corrigidas. Podem estar relacionadas a imperfeição do material do detector, variações de temperatura, impurezas, geometria do detector, dentre outros.

Figura 2.19 – Razão entre a energia reconstruída do elétron e sua energia incidente (esquerda) e resolução da diferença dos tempos entre células de *runs* de calibração em função da amplitude (direita).



Fonte: Extraídos de [97] (esquerda) e [26] (direita).

a diferença de tempo entre células em *runs* de calibração. Ao pulsar duas células em diferentes configurações e comparar seu tempo reconstruído com o filtro ótimo, mostram uma dependência da amplitude do sinal, cujo termo constante está próximo de 20 ps, constituindo um limite inferior para a resolução de tempo. É possível inferir também que dado o termo $1/E$ e o fato cuja maior parcela da energia do chuveiro é medida na camada central (EMB2), dado o projeto do calorímetro, a informação de tempo com maior exatidão possível de ser extraída de um chuveiro eletromagnético, é dado pela célula com a maior deposição de energia do aglomerado, também chamada de *hottest cell*, ou célula mais quente [32, 26].

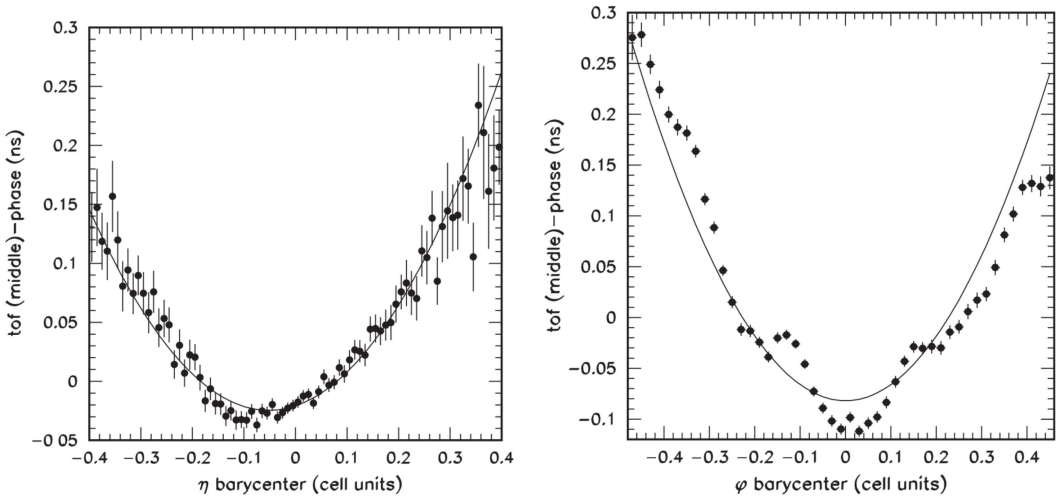
$$\sigma_t = \frac{a_\tau}{E} \oplus c_\tau \tag{2.11}$$

A contribuição do *crosstalk* foi medida ao reconstruir o tempo com o OFC e obter a sua diferença com a referência de tempo do *trigger*, chamada de fase (do inglês, *phase*), ao variar o baricentro[26] do chuveiro, em relação ao centroide da célula mais quente[27] em η e ϕ, ao qual o deslocamento do ponto de inflexão da parábola de zero, é atribuído à presença do *crosstalk*. A partir da figura 2.20, observa-se que quanto mais o ponto de impacto se afasta do centro da célula, maior o viés no tempo reconstruído, sendo estimado

[26]As componentes do baricentro da energia relativas às coordenadas da célula mais quente são obtidas pelo cálculo da sua distância para o baricentro do chuveiro, estimado pela soma ponderada das energias e as coordenadas de todas as células do aglomerado, $\frac{\sum E_i x_i}{\sum E_i}$.

[27]Designação dada a célula do aglomerado ao qual houve a maior deposição de energia do aglomerado.

Figura 2.20 – Diferença entre o tempo reconstruído pelo OFC e a fase do *trigger* para diferentes valores de baricentros dos chuveiros eletromagnéticos incidentes, para η e ϕ, ao redor do centroide da célula mais quente e suas vizinhanças.



Fonte: Extraídos de [26].

em 94 ps. Isso ocorre tanto para η e ϕ, sendo neste último, possível observar também uma oscilação atribuída ao formato de acordeão do material que compõe o calorímetro. Esses efeitos foram incluídos no conjunto de correções para o cálculo da resolução geral para a célula mais quente, convergindo para, aproximadamente, 100 ps com o aumento da energia depositada [26].

2.5 Simulação de calorimetria em física de altas energias com o Lorenzetti *Showers framework*

No campo de física experimental, como em física de altas energias, a utilização de ferramentas para simulação com alto grau de precisão de representação dos fenômenos aos quais se desejam medir e estudar é fundamental. Sua importância se dá desde o processo de projeto e prototipagem dos detectores, na interpretação dos resultados obtidos e, também, no auxílio para os programas de atualização dos experimentos (*upgrades*) [98], como já descrito para o ATLAS ao longo deste capítulo.

Para estes casos, reproduzir condições operacionais previstas para os detectores por meio de simulações fidedignas das interações físicas, incluindo dados do sistema de aquisição, permitem desenvolver técnicas de processamento de sinais e ferramentas de *machine learning* para atuar sob condições que apresentam alto índice de *pile-up* e ruído ainda não observados atualmente, por exemplo. Assim, é possível antecipar e planejar tais implementações visando mitigar efeitos que podem deteriorar a qualidade dos dados produzidos pelo experimento para cenários esperados de operação, como para o LHC [47, 99]. Outra questão a ser considerada também é que, com o aumento do *pile-up* em

decorrência do adensamento dos feixes de prótons, efeitos inerentes que nas condições de empilhamento atuais têm consequências já mapeadas e, em parte, mitigadas, podem se intensificar, como o *crosstalk*.

As simulações em física de altas energias são compostas de uma série de pacotes de *software* executados um após o outro, geralmente iniciando essa sequência pelos geradores sendo, o principal e mais difundido método para geração de eventos, o Monte Carlo (MC). Geradores de propósito geral como o Herwig [100], Sherpa [101] e Pythia [102], são responsáveis por produzir as características detalhadas dos produtos finais[28] para colisões individuais.

Após a geração, tem-se um segundo módulo, também chamado de simulação, capaz de simular a propagação das partículas geradas através do material dos detectores e de campos magnéticos [98], como o Geant4 [29, 30, 31]. Com ele, realiza-se todo o processo de interação dessas partículas com o detector, além de permitir configurações detalhadas sobre o material sensor, constituindo desde alvos de bloco de matéria simples até detectores altamente complexos, como o ATLAS [103, 104] e o CMS [105].

Simulações altamente precisas de todo um detector exigem muito recurso computacional, sendo apropriado a utilização de métodos de simulação rápida, porém com boa aproximação, economizando tempo e recurso computacional [106, 107, 108]. Iniciativas como a do *framework* Delphes [109], utilizam os principais geradores como entrada para simular um calorímetro de propósito geral que, apesar de ser menos flexível em termos de configuração de baixo nível pelo usuário, mas reduzindo o tempo de simulação por evento, em comparação com o Geant4. Técnicas de aprendizado de máquina vêm sendo propostas para simulação rápida de calorímetros, gerando dados a partir de informações reais. No entanto, por depender de detectores existentes, tornam-se inviáveis para o desenvolvimento de novos projetos de detectores ou técnicas de processamento [28, 110].

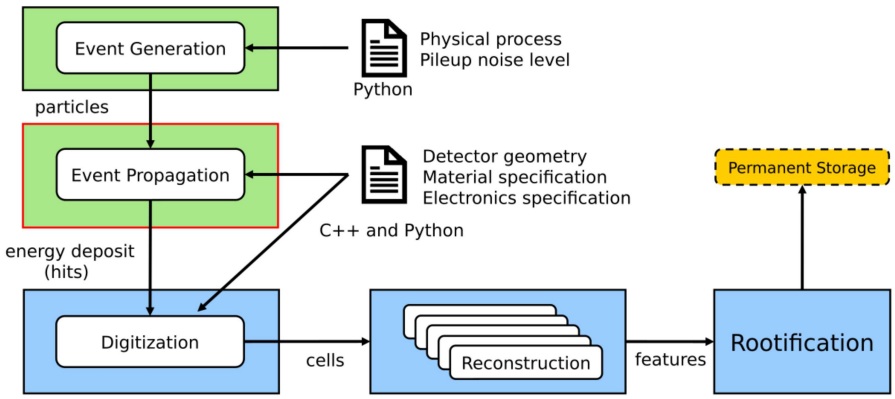
Na etapa de digitalização, é simulado o sistema de instrumentação que irá reproduzir a resposta dos sensores, incluindo toda a cadeia de leitura da eletrônica dedicada do experimento e processamento de sinais. Por último, temos a reconstrução, a qual é a fase onde utilizam-se todos os algoritmos aplicados a identificar reconstruir as partículas individuais para dados reais de um experimento, também aplicadas para eventos simulados [98].

A utilização de simulação, digitalização e reconstrução, geralmente, são etapas que têm seus ambientes ligados às colaborações dos experimentos que as desenvolvem. Este

[28]Os produtos finais referem-se ao conjunto de partículas estáveis e detectáveis resultantes de processos de interação ou decaimento, como colisões em aceleradores. Estes produtos, que podem incluir férmions (elétrons, múons), bósons (fótons, Z/W) ou jatos de hádrons, representam o estado mensurável do sistema. Sua detecção e análise permitem reconstruir as propriedades das interações iniciais, testar componentes teóricas do Modelo Padrão e investigar possíveis fenômenos além dele. No LHC, a identificação precisa desses estados finais é fundamental para calibrar detectores e validar resultados, sendo obtida através da combinação de sinais de seus sub-sistemas [38].

pode ser um fator limitante para contribuições externas para a física de altas energias experimental, ligadas à solução de problemas relacionados ao processamento de sinais e *machine learning*. Para isso, iniciativas como a do Lorenzetti Showers *framework* [28] fornecem um sistema de *software* integrado com informação de calorimetria detalhada, com proximidade com a aquisição de sinais da eletrônica de um calorímetro, proporcionando flexibilidade para o usuário final incluir e modificar os módulos necessários para a realização de estudos relacionados a forma do pulso de leitura, métodos de estimação de energia e tempo, inclusão de modelagens de *crosstalk*. Há também suporte para diferentes níveis de empilhamento de sinais, utilizando Pythia8 [102] para geração e Geant4, como ambiente de simulação, juntamente com um sistema de armazenamento de dados eficiente, utilizando ROOT [111]. O Lorenzetti está ilustrado em forma de diagrama pela figura 2.21, mostrando cada uma das suas etapas de simulação até o armazenamento permanente dos dados.

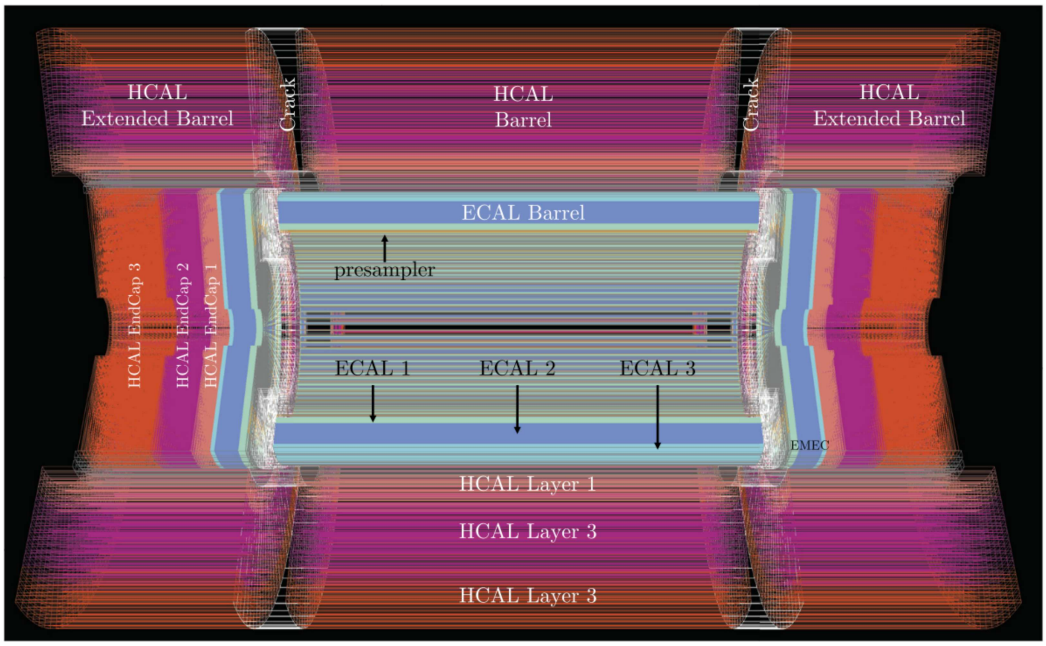
Figura 2.21 – Diagrama de blocos do Lorenzetti Showers *framework*.



Fonte: Extraído de [28].

O sistema de calorimetria de propósito geral ilustrado pela figura 2.22, foi utilizado para demonstrar as funcionalidades do *framework*. O conjunto é composto por calorímetros de amostragem com simetria azimutal e cobertura completa em ϕ, divididos em Calorímetro Eletromagnético (ECAL) e Hadrônico (HCAL). O ECAL, situado mais internamente e com cobertura de $|\eta| < 3,2$, é segmentado em três camadas (EM1, EM2 e EM3), compreendendo um barril ($\eta| < 1,475$) e tampas (do inglês, *end-caps*) ($1,375 < |\eta| < 3,2$). O HCAL, que envolve o ECAL e cobre a mesma região de pseudo-rapidez, também é organizado em três camadas, com o barril estendendo-se até $|\eta| < 1,7$ e as terminais cobrindo $1,5 < |\eta| < 3,2$. Regiões com menor instrumentação ($|\eta| \approx 1,5$) foram modeladas para emular a passagem de cabos em detectores reais. Um campo magnético de 2 T, axial e uniforme, atua no volume do detector, fazendo com que partículas carregadas descrevam trajetórias helicoidais, enquanto partículas neutras se propagam em linha reta desde o ponto de produção até as células do calorímetro [28].

Figura 2.22 – Corte longitudinal do calorímetro de propósito geral utilizado para ilustrar um experimento com o *framework* Lorenzetti Showers.



Fonte: Extraído de [28].

3 *Crosstalk* em canais de instrumentação eletrônica

O *crosstalk* (XT) representa um desafio fundamental em sistemas eletrônicos de alta densidade e precisão. Este efeito pode se manifestar por meio de acoplamentos capacitivos, indutivos e resistivos e introduz distorções nos sinais, o que pode levar a uma degradação significativa do desempenho de sistemas eletrônicos de telecomunicações [112]. No contexto do experimento ATLAS, o estudo do *crosstalk* no LAr se torna relevante frente a contínua demanda por melhorias na precisão das medições para as próximas fases de atualização do LHC. Sua presença pode impactar diretamente a reconstrução de chuveiros e a calibração das células do detector durante o processo de seleção e filtragem de eventos, podendo levar ao descarte equivocado de células durante a etapa de construção dos aglomerados [113]. Este capítulo busca explorar os mecanismos físicos do *crosstalk*, sua caracterização experimental nas diferentes camadas do LAr, as consequências para a física do experimento e o modelo matemático utilizado para sua simulação no Lorenzetti *framework*.

3.1 Crosstalk

Conhecido também como diafonia, o *crosstalk* é um fenômeno de interferência eletromagnética cuja componente de um sinal em um canal de comunicação ou instrumentação é acoplada de modo não intencional a canais vizinhos [114]. Em sistemas eletrônicos de alta densidade e sensibilidade, como os utilizados em experimentos de física de partículas, este efeito pode degradar significativamente a forma esperada do sinal, introduzindo distorções e aumentando o ruído aparente.

O *crosstalk* surge do acoplamento indutivo ou capacitivo entre canais, ou componentes fisicamente adjacentes em sistemas eletrônicos, como os conversores tempo para digital (TDCs) [115]. Em medições temporais de alta precisão, o XT distorce as transições dos sinais digitais induzindo deslocamentos temporais (*jitter*) causando erros sistemáticos na medida de tempo impactando diretamente aplicações críticas como em sistemas LiDAR [116, 117] (do inglês, *Light Detection and Ranging*) baseados em tempo de voo (TOF), nos quais a distância é calculada a partir do tempo de retorno de um pulso de luz, o XT pode degradar a resolução de profundidade e introduzir erros na reconstrução de mapas tridimensionais e na detecção de obstáculos. De modo análogo, em sistemas de tomografia por emissão de pósitrons com tempo de voo (TOF-PET), o *crosstalk* ótico pode provocar desvios na temporização dos eventos de aniquilação de pósitrons, resultando em perda de contraste espacial e redução da qualidade diagnóstica da imagem [118]. A crescente miniaturização dos circuitos, o aumento no número de canais paralelos e a elevação das frequências de operação intensificam a susceptibilidade a este fenômeno, tornando essencial a adoção de estratégias robustas de mitigação no projeto físico, como o

uso de instrumentação diferencial, o espaçamento otimizado entre trilhas e a minimização de interconexões de alta densidade [119].

No calorímetro eletromagnético do ATLAS, atribui-se também a este fenômeno a distorção da forma de onda esperada dos canais de leitura, uma vez que a superposição do sinal real com o sinal de interferência altera o perfil do pulso produzido pelo circuito de *shaper*. Apesar de sua baixa amplitude, o XT introduz vieses sistemáticos tanto na energia reconstruída quanto no tempo de chegada da partícula nas células afetadas, uma vez que a amplitude e o deslocamento temporal do pico do pulso são modificados, impactando diretamente técnicas como a filtragem ótima (OF) [32, 33, 119]. A contaminação do sinal em canais vizinhos compromete variáveis de forma associadas ao desenvolvimento do chuveiro eletromagnético, dificultando a discriminação de partículas, por exemplo, entre fótons e mésons π^0 [32].

3.2 Crosstalk no calorímetro de LAr

No LAr, o *crosstalk* é um efeito bem caracterizado, estudado desde os testes com feixe de píons e elétrons (*test-beam*) conduzidos entre 1999 e 2002, até as campanhas durante a instalação final do detector em 2008. Sua compreensão detalhada é fundamental tanto para uma calibração precisa da instrumentação, quanto para o diagnóstico de problemas em canais individuais [27].

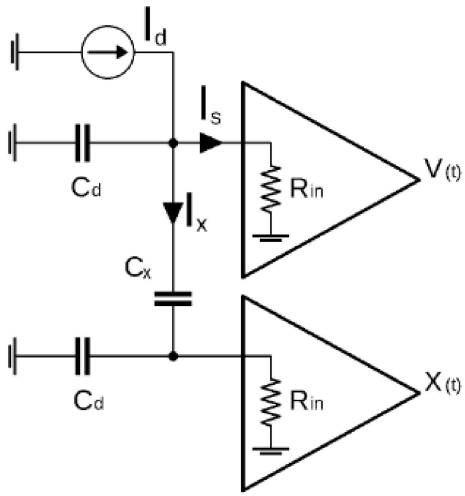
As distintas fontes de *crosstalk* podem ser representadas por modelos de circuito equivalentes, classificando-se como acoplamento predominantemente capacitivo, indutivo ou resistivo. Embora todos os tipos estejam presentes ao longo do calorímetro e da cadeia de leitura, cada camada apresenta uma contribuição majoritária de um destes mecanismos, definida pela configuração física dos eletrodos, das placas-mãe e dos *feedthroughs* [32].

O *crosstalk* capacitivo resulta do acoplamento capacitivo entre da camada de cobre dos eletrodos. Embora segmentada fisicamente e isolada por uma camada dielétrica de kapton-poliamida em relação às camadas externas de alta tensão, a proximidade entre as células vizinhas de cobre gera uma capacitância parasita. Essa capacitância permite que uma fração da carga coletada em uma célula, gerada pela ionização no argônio líquido, migre para a região do eletrodo associada a uma célula da primeira vizinhança, e está representada pelo circuito da figura 3.1, onde estão representadas a eletrônica de aquisição e amplificação do sinal e o circuito de conformação (*shaper*) [33]. Neste modelo, C_d representa capacitância do detector cuja alta tensão é aplicada sobre as camadas do eletrodo e C_x ilustra o acoplamento da capacitância parasita, em que o sinal do *crosstalk* I_x é caracterizado como a derivada do sinal de leitura. Assumindo $C_x \ll C_d$, as correntes que fluem da leitura direta do canal e para a célula vizinha podem ser expressas pelas equações 3.1 e 3.2, respectivamente.

$$I_s(s) = \frac{I_d}{1 + sR_{in}C_t}, \quad \text{onde } C_t = C_d + C_x \tag{3.1}$$

$$I_x(s) = \frac{sR_{in}C_xI_d}{(1 + sR_{in}C_t)^2} \tag{3.2}$$

Figura 3.1 – Modelo da cadeia de leitura utilizado para estimar o acoplamento capacitivo.



Fonte: Adaptado de [33].

A magnitude do crosstalk capacitivo é proporcional à razão C_x/C_d e, como a capacitância do detector é proporcional à área da célula, uma segmentação mais fina (como o caso da camada EM1) resulta em um *crosstalk* capacitivo de maior intensidade. Logo, o acoplamento capacitivo a principal fonte de vazamento de carga na camada frontal, porém observado de maneira reduzida nas camadas EM2 e EM3 [32, 27]. No domínio de Laplace, é possível aproximar a corrente do detector, com formato triangular, pela função degrau $I_d(s) = \frac{I_o}{s}$. Após o circuito de pré-amplificação e conformação (*shaper*) do tipo $CR - RC^2$, obtém-se a função de transferência da equação 3.3, onde τ é a constante de tempo que, no ATLAS, possui um valor da ordem de 15 ns. Assim, a partir das equações 3.1 e 3.2, é possível representar os sinais de saída direta $V(s)$ e de *crosstalk*, $X(s)$, pelas equações 3.4 e 3.5, respectivamente:

$$H(s) = \frac{V_{out}(s)}{V_{in(s)}} = R_f \frac{\tau s}{(1 + \tau s)^3} \tag{3.3}$$

$$V(s) = \frac{I_o}{s} \frac{1}{1 + sR_{in}C_t} \frac{R_f \tau s}{(1 + \tau s)^3} \tag{3.4}$$

$$X(s) = \frac{I_o}{s} \frac{sR_{in}C_x}{(1 + sR_{in}C_t)^2} \frac{R_f \tau s}{(1 + \tau s)^3} \tag{3.5}$$

Aplicando a transformada inversa de Laplace, obtêm-se as formas de onda no domínio do tempo para o XT, segundo a expressão 3.6, onde $x = t/\tau$, $\lambda = R_{in}C_t/\tau$, e $I_0 = I_d/s$ [114, 32]. Esta equação modela a forma característica do *crosstalk* capacitivo em η, que se assemelha à derivada do sinal direto, como observado nas medições de calibração em [27].

$$X(x) = -R_f I_0 \frac{\lambda C_x}{C_t}\left[\left(x - \frac{\lambda^2+2\lambda}{\lambda-1}\right)\frac{e^{-x/\lambda}}{(\lambda-1)^3} + \left(\frac{x^2}{2} + \frac{\lambda+1}{\lambda-1}x + \frac{\lambda^2+2\lambda}{(\lambda-1)^2}\right)\frac{e^{-x}}{(\lambda-1)^2}\right] \tag{3.6}$$

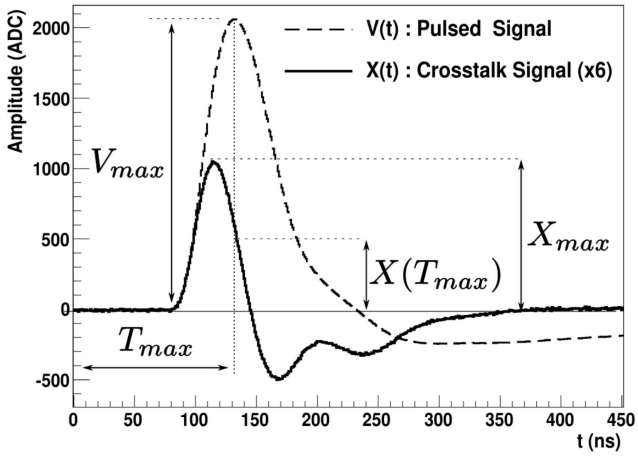
O *crosstalk* indutivo no sistema de leitura origina-se, principalmente, de três fontes: (I) efeito de malha devido ao retorno de terra compartilhado por múltiplos eletrodos, (II) indutância mútua entre canais adjacentes na placa-mãe, e (III) acoplamento entre conectores nas *feedthroughs* sendo, esta última, uma contribuição de longo alcance geralmente de menor intensidade. Um novo projeto das placas-mãe foi incorporado à eletrônica do detector com a adição de pinos de aterramento [114], restando a indutância mútua entre conectores como contribuição dominante nas camadas EM2 e EM3 [32].

Já o *crosstalk* resistivo, tem origem através dos resistores serigrafados na camada de alta tensão (HV) dos eletrodos. Dessa forma, ele se configura por um vazamento de carga direto entre células localizadas no η, porém em camadas diferentes, resultando em uma forma de onda de interferência similar à forma do sinal de leitura original. Este mecanismo representa a principal fonte de acoplamento inter-camadas, sendo sua contribuição considerada desprezível. Paralelamente, observa-se também um XT resistivo de longo alcance, no qual células da camada EM1 que não compartilham resistores também são afetadas, sendo substancialmente menor que o acoplamento direto [32, 27].

Segundo [27], os valores de *crosstalk* foram quantificados de acordo com duas definições operacionais, conforme ilustrado pela figura 3.2). A primeira, denominada pico-a-pico (do inglês, *peak-to-peak*), define o parâmetro como a razão X_{max}/V_{max} entre a amplitude máxima do sinal de XT induzido e a amplitude máxima do sinal de leitura injetado na célula. Esta métrica oferece uma medida estável, representando um limite superior conservador para a magnitude do efeito. A segunda definição, sob-o-pico (do inglês, *under-peak*), é dada pela razão $X(T_{max})/V_{max}$, que compara a amplitude do sinal de XT no instante exato no qual o sinal injetado atinge seu pico (T_{max}) com a amplitude máxima do sinal injetado. Esta abordagem fornece uma estimativa mais realista do viés de amplitude introduzido pelo acoplamento, embora seja intrinsecamente mais sensível a flutuações temporais e de ruído.

Estudos utilizando os pulsos de calibração com dados produzidos nos *test-beams* e durante o comissionamento do detector em 2008, mostram as primeiras estimativas do *crosstalk* no barril [120, 121] e nas tampas [122, 123] do LAr. Os valores obtidos para

Figura 3.2 – Definições de *crosstalk* pico-a-pico, X_{max}/V_{max}, e sob-o-pico, $X(T_{max})/V_{max}$.



Fonte: Extraído de [27].

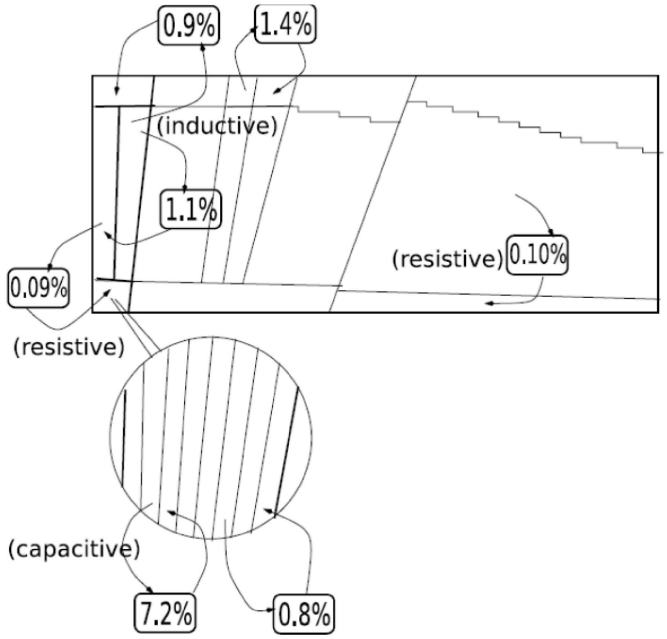
o barril estão encontram-se organizados pela Tabela 3.1 e estão resumidos por tipo de acoplamento pela ilustração da figura 3.3.

Tabela 3.1 – Comparativo entre os valores médio e RMS do *crosstalk* de pico-a-pico para os dados do *test-beam* de 2000 e durante o comissionamento em 2008 com adição das incertezas das estimativas. Valores para a região do barril de $0 < |\eta| \leq 0,8$. Adaptado de [27]

Tipo	***Test-beam* de 2000**	**Resultados de 2008**
EM1 → EM1	4.3%	4.31% ± 0.65%
EM1 → EM2	0.05%	0.070% ± 0.014%
EM2 → EM2	0.85%	0.44% ± 0.26%
EM2 → EM3	0.36%	0.61% ± 0.18%
EM3 → EM3	0.68%	-0.52% ± 0.28%

Em [32], é utilizado o filtro ótimo projetado em sinais de calibração para estimar estas amplitudes sobre as energias, em unidades de ADC. Como os métodos pico-a-pico e sob-o-pico são indicativos da magnitude deste efeito, utilizar a energia reconstruída do sinal injetado e do sinal de XT podem produzir estimativas mais precisas, sendo sua magnitude relativa calculada pela equação 3.7. Esta abordagem tem a vantagem de ser menos susceptível a ruído que os métodos anteriores, utilizada atualmente pelo ATLAS para simular o *crosstalk*. Este método, chamado de *crosstalk* de calibração, não considera as correções no pulso de calibração devido aos diferentes caminhos percorridos pelos sinais de calibração e ionização, discutidos na seção 2.4.2, porém se mostrou em concordância com os resultados obtidos anteriormente. Novos métodos foram propostos por [32] para conformar o *crosstalk* de calibração como um sinal de física, incluindo correções relativas

Figura 3.3 – Ilustração das camadas EM1 (abaixo), EM2 (central) e EM3 (acima) do calorímetro de argônio líquido com as magnitudes estimadas para o *crosstalk* de pico-a-pico, resumidos por tipo de acoplamento. Observa-se em detalhe as células da camada EM1 na parte inferior da imagem com os valores para primeira e segunda vizinhança.



Fonte: Extraído de [32].

à cadeia de aquisição, visando estimar o *crosstalk* de física, assim como é feito para o sinal de ionização com o RTM, discutido na seção 2.4.3. Os valores obtidos com o *crosstalk* de física com o RTM e de calibração foram comparados e estão organizados pela Tabela 3.2 e, resumidamente por tipo de acoplamento, ilustrados pela figura 3.4.

$$R_{XT} = \frac{E^{ADC}_{\text{crosstalk}}}{E^{ADC}_{\text{sinal calib.}}} \tag{3.7}$$

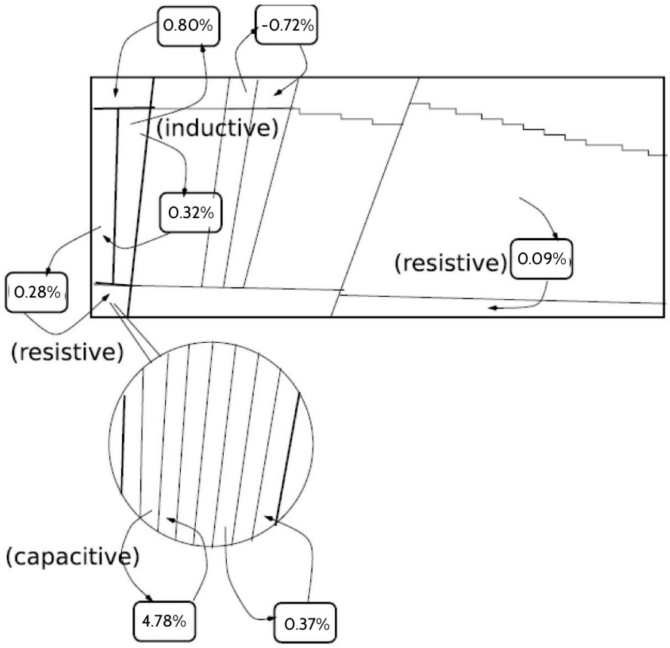
3.2.1 Simulação do efeito de *crosstalk* em um calorímetro

Como desdobramento dos estudos sobre o *crosstalk* no ATLAS, em [32] foram realizadas simulações com dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$ do experimento, com toda a cadeia de calibração visando observar seu impacto sobre as *shower shapes*. A metodologia envolveu a aplicação das proporções produzidas para um *crosstalk* de física, aplicadas aos dados de Monte Carlo. Em [33], foi construído um simulador de chuveiros que inclui o modelo matemático do *crosstalk*, representado pela expressão 3.6, como um sinal extra a ser convoluído com o sinal de leitura. Neste estudo, foram utilizados dados gerados pelo Lorenzetti *framework*, utilizados de entrada para produzir um novo conjunto, contendo apenas os aglomerados de células do calorímetro eletromagnético. O modelo do *crosstalk*

Tabela 3.2 – Comparativo entre os valores médio e RMS do *crosstalk* de física e calibração para OF com 5 amostras [32].

	Crosstalk de física		**Crosstalk de calibração**	
Tipo	**Média**	**RMS**	**Média**	**RMS**
EM1 → EM1	3.69 %	0.77 %	4.31 %	0.65 %
EM1 → EM2	0.182%	0.156%	0.080%	0.017%
2ª vizinhança de EM1	0.453 %	0.143 %	0.4% (0.5%)	–
EM2 → EM1	0.108%	0.093 %	0.080%	0.017%
EM2 → EM2 (η)	0.359%	0.296%	0.60 %	0.24 %
EM2 → EM2 (ϕ)	-0.325%	0.244%	–	–
EM2 → EM3	0.702 %	0.588 %	0.48 %	0.17%
EM3 → EM2	0.624%	0.399%	0.48 %	0.17%
EM3 → EM3 (η)	-0.363%	0.168%	–	–
EM3 → EM3 (ϕ)	-0.114%	0.095%	–	–

Figura 3.4 – Ilustração das camadas EM1 (abaixo), EM2 (central) e EM3 (acima) do calorímetro de argônio líquido com os valores de *crosstalk* de física, resumidos por tipo de acoplamento. Observa-se em detalhe as células da camada EM1 na parte inferior da imagem com os valores para primeira e segunda vizinhança.



Fonte: Extraído de [32].

foi utilizado de forma híbrida para representar os acoplamentos capacitivo e indutivo, reproduzindo as proporções do *crosstalk* pico-a-pico, o que encadeou os primeiros estudos

para mitigá-lo com o uso de aprendizagem de máquina.

Este trabalho propõe a incorporação deste mesmo modelo matemático no Lorenzetti também de forma híbrida, propagando sua simulação por toda a cadeia de reconstrução de energia e tempo das células, assim como na construção das variáveis de forma de chuveiro, sendo detalhadas no capítulo 4.

4 Metodologia proposta e descrição do conjunto de dados

Neste capítulo é descrita a metodologia proposta para mitigação do efeito de *crosstalk* que se estende desde a incorporação de sua simulação no *framework* Lorenzetti Showers, produção dos conjuntos de dados com as características necessárias para análise e validação do simulador, que terá seu efeito propagado até a etapa de reconstrução. É detalhado também o desenvolvimento de uma infraestrutura de processamento de dados e *machine learning* capaz de simplificar e padronizar o processo de treinamento, teste e análise dos modelos, com o propósito de permitir a reprodutibilidade dos resultados obtidos.

4.1 Simulação de chuveiros com o Lorenzetti

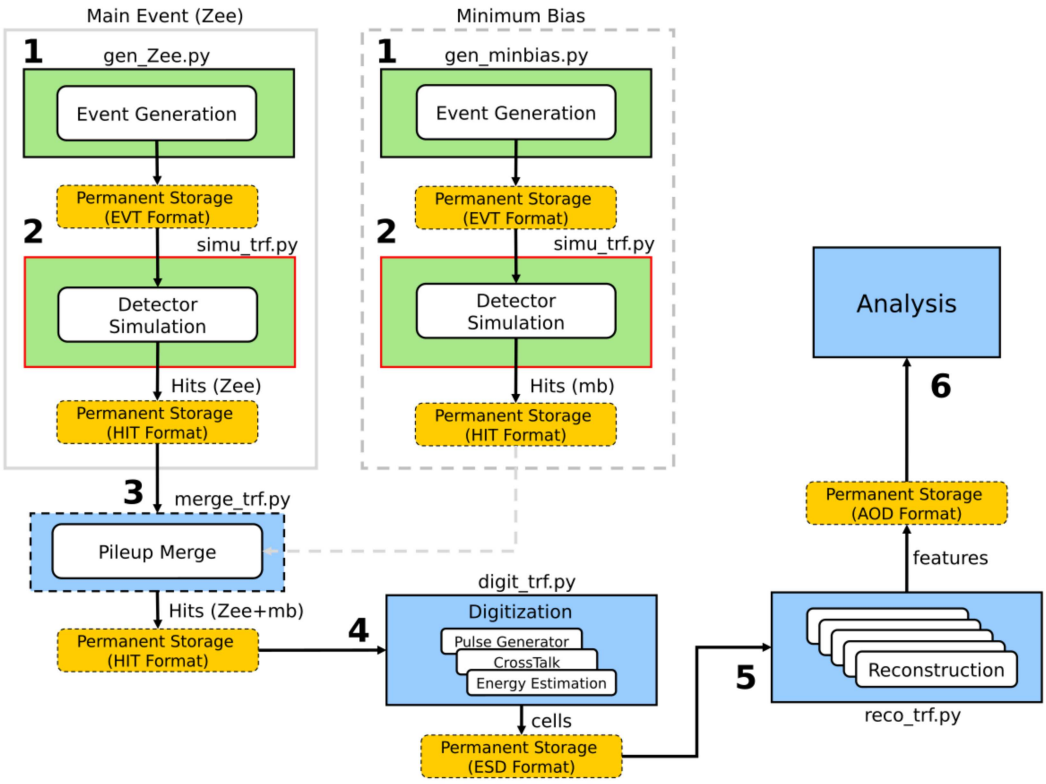
Conforme descrito na seção 2.5, o Lorenzetti [28] tem como princípio a execução de algoritmos sequenciais em cada uma das etapas de simulação onde, ao final de cada uma delas, os dados produzidos, relevantes para as etapas subsequentes, são armazenados em mídia permanente. O diagrama da figura 4.1 mostra onde cada tipo de arquivo se encaixa na cadeia de simulação, sendo **EVT** utilizados para armazenar informações da geração, contendo os tipos de partícula produzidas durante a simulação de colisão, neste caso, através de uma interface via script com o Pythia8. A simulação da interação dos produtos da geração com o material do detector, feita pelo Geant4, tem como saída os *hits*, que são regiões dos detectores às quais são associadas informações sobre a energia depositada, para cada cruzamento de feixe, através da execução do script `simu_trf.py`. A propagação dos chuveiros é feita nessa etapa, porém, ainda não temos seu perfil de energia discretizado ao longo do detector (camadas, células), mas suas informações primordiais, advindas de múltiplas partículas que foram produzidas neste processo, são armazenadas nos arquivos chamados de **HIT**. Observa-se nesta mesma figura que o fluxo de produção de dados com empilhamento (*pile-up*) é opcional e possui a mesma estrutura da geração e simulação de *hits*, seguido de um passo chamado *Pileup Merge*, responsável por sobrepor estes dados e emular condições de empilhamento de diversas intensidades.

Após a etapa de digitalização, chamada pelo script `digit_trf.py`, nos arquivos **ESD**[1] têm-se a descrição das propriedades das células dos calorímetros, como energia estimada e *truth* da simulação, tempo (fase do sinal), posição em coordenadas η e ϕ e amostras do pulso do sinal de leitura. Conforme ilustrado na etapa 4 da figura 4.1, no script principal são chamados os algoritmos que irão produzir o pulso de leitura da célula com base na energia depositada pelos *hits*, adicionar o efeito de crosstalk (opcional) e estimar a energia e o tempo do pulso, utilizando o OF (do inglês, *optimal filtering*), por exemplo. Por último, temos o `reco_trf.py` que cria os objetos de alto nível para cada

[1] ESD é o acrônimo para *Event Summary Data*.

evento, como energia das partículas incidentes e aglomerado de células associadas a ela (*cluster*), assim como as variáveis de formas do chuveiro, e os armazena nos arquivos do tipo **AOD**[2].

Figura 4.1 – Diagrama resumido da cadeia de simuação do Lorenzetti.



Fonte: Extraído de [28].

A construção dos aglomerados de células é feita partindo de uma janela fixa de $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,4 \times 0,4$, centrada nas coordenadas da trajetória de cada partícula incidente, fornecida pela simulação. Uma segunda janela de busca é criada a partir do centro da célula com a maior deposição de energia da camada EM2. Seu centro é utilizado como referência para o cálculo das *shower shapes* em todas as camadas do ECAL. As variáveis disponíveis atualmente no Lorenzetti foram inspiradas pelo experimento ATLAS, no contexto de identificação de fótons e elétrons [124, *Table 1*]. O E_{ratio}, detalhado pela equação 4.1, é dado pela razão da diferença entre eta primeira e a segunda maiores deposições de energia dentre as célula da camada EM1, e suas somas; R_η e R_ϕ, que parametrizam a extensão do chuveiro em η e ϕ, descritas pelas equações 4.2 e 4.3, respectivamente, onde $E_{m\times n}$ representa a energia total em uma janela retangular de m células em η e n, em ϕ, ambas da camada EM2, centrada na célula mais quente da mesma camada; e $w_{\eta 2}$, detalhada pela equação 4.4, que calcula a largura lateral do chuveiro em uma janela também retangular,

[2]AOD, neste contexto é a sigla para *Analysis Object Data*.

de 3×5, ao redor da célula mais quente da EM2. Há também as somas de anéis de células, criadas pelo algoritmo Neural-Ringer, detalhado em [125].

$$E_{ratio} = \frac{E_{EM1,1} - E_{EM1,2}}{E_{EM1,1} + E_{EM1,2}} \tag{4.1}$$

$$R_{\eta} = \frac{E_{3\times7}}{E_{7\times7}} \tag{4.2}$$

$$R_{\phi} = \frac{E_{3\times3}}{E_{3\times7}} \tag{4.3}$$

$$w_{\eta 2} = \sqrt{\frac{\sum E_i \times \eta_i^2}{\sum E_i} - \left(\frac{\sum E_i \times \eta_i}{\sum E_i}\right)^2} \tag{4.4}$$

4.2 Simulação da fase do sinal

O modelo do pulso característico do circuito de conformação do sinal (*shaper*) é formado por um sinal conhecido $g(t)$ e duas variáveis que determinam seu pico ou amplitude A, e o instante de tempo em que este ocorre τ, para cada célula de um calorímetro, como descrito pela equação 2.7. Visto que cada uma destas tem uma posição definida no detector, essas variáveis podem assumir perfis distintos dependendo da camada e distância do ponto de impacto do acelerador, conforme detalhado para o calorímetro eletromagnético do ATLAS na seção *2.3.3.1*, onde perfis diferentes de energia são obtidos por diferentes camadas. O detector simulado construído no *framework* Lorenzetti também segue o mesmo conceito, inspirado pelo *design* consolidado do experimento ATLAS. Já em relação ao atraso que constitui a posição no tempo, em que este sinal alcança sua amplitude máxima, possui uma dependência intrínseca das coordenadas η e ϕ da célula.

Este aspecto particular, torna necessária a sincronização de todos os sinais produzidos pelo calorímetro em relação à partícula a ser medida pelo sistema de instrumentação. Um destes pontos de sincronização é o sistema de extração das amostras do sinal pelo ADC, que já é emulado pelo Lorenzetti. Do ponto de vista do experimento, o atraso deste sinal se propõe a medir o tempo que uma partícula levou para atingir a célula, a partir de um tempo de referência. Além disso, esse sincronismo permite a rejeição de sinais produzidos por colisões relativas a cruzamentos de feixes anteriores, conhecidas como *Out-of-time*. Sendo assim, um elétron[3] gerado no vértice $x, y, z = (0, 0, 0)$, para o cruzamento de feixes (BC) atual, atinge uma célula no instante previsto (do inglês, *Time-of-Arrival*), dado pela distância percorrida e sua velocidade que, no contexto de um acelerador de partículas, é

[3]Elétrons são usados como corpos de prova para calibrar os detectores como ATLAS e CMS, visto que produzem chuveiros já amplamente conhecidos. Estes podem ser gerados com certa facilidade, com frequência e energias determinados com alto grau de precisão.

muito próxima da velocidade da luz. A medida do tempo, então, fornece para o sistema de *trigger* um indicativo de qual evento a partícula que produziu o sinal no sistema de leitura da célula foi gerada. Para isso, é adotado o padrão exposto pela equação 2.6 cujo sinal gerado por uma partícula produzida neste vértice possua $\tau \approx 0$ ns.

Este trabalho se propõe a emular esta característica no *framework* Lorenzetti, fornecendo a fase para o algoritmo de geração do pulso característico `PulseGenerator`, considerado o tempo de vôo *truth*[4] da simulação. A proposta, implementada na etapa de simulação, ilustrada pela equação 4.5, se baseia em subtrair, do tempo total decorrido a partir do início do evento $t_{\texttt{global}}$, o tempo que um `hit` levou para atingir uma região de uma célula através da sua coordenada no espaço, utilizando seu vetor $3D$ (`G4ThreeVector`). Este tempo é calculado ao extrair sua magnitude $\|\overrightarrow{\texttt{hit}}\|$ e dividindo-a pela velocidade da luz c. Então, atribui-se à célula somente o tempo do primeiro `hit` com energia maior que zero, resultando no tempo de chegada (do inglês, *Time of Arrival*) T_a, dado em nanossegundos e armazenado no arquivo **HIT**.

$$T_a = t_{\texttt{global}} - \frac{\|\overrightarrow{\texttt{hit}}\|}{c} \tag{4.5}$$

4.2.1 Digitalização e simulação do *crosstalk* ao nível de sinal

A etapa de digitalização no Lorenzetti, descrita pela figura 4.2, se caracteriza pela construção dos objetos que irão armazenar informações das células, assim como estimar a amplitude e fase do sinal. Seu processamento se inicia com o algoritmo[5] `CaloCellMaker` lendo os arquivos **HIT** e atribuindo e integrando as energias e os tempos de vôo dos *hits* (*truth*) ao volume das células, ao contêiner[6] `CaloDetDescriptor`, que também armazena propriedades das camadas e amostras dos pulsos de todas células do detector. Durante a execução do algoritmo, são chamadas as ferramentas[7] para produzir o sinal de leitura para cada célula, `PulseGenerator`, e o método escolhido para estimação de energia e tempo, como o `OptimalFilter` (OF).

Estão disponíveis no pacote dois formatos de pulso sendo, por padrão, bipolar para o ECAL e unipolar para o HCAL. As saídas do método de estimação são armazenadas em um contêiner do tipo `CaloCell` e dos pulsos, no mesmo `CaloDetDescriptor` que a

[4]Refere-se à fase produzida pela etapa de simulação, após aplicação dos atrasos para cada célula do calorímetro.

[5]Um algoritmo (*Algorithm*) no Gaudi é uma unidade computacional autônoma projetada para processar dados de evento de forma estruturada e eficiente em experimentos de física de altas energias [126].

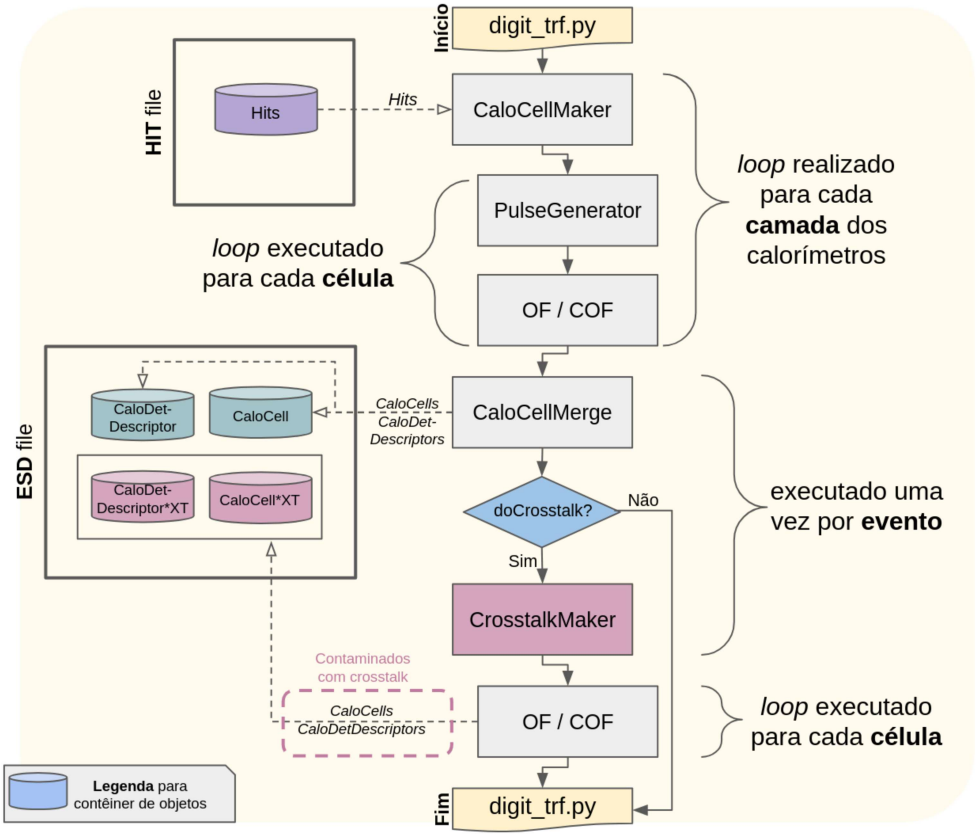
[6]Em C++, os contêineres associativos são modelos de classe da biblioteca padrão que implementam matrizes associativas ordenadas. Por serem genéricos, podem armazenar qualquer tipo de elemento, desde inteiros e listas, até classes personalizadas [127].

[7]No framework em C++ Gaudi (arquitetura para processamento de dados em física de alta energia como no CERN) [126], uma "AlgTool"é um componente de software modular e reutilizável que fornece funcionalidades específicas para um "Algorithm"principal.

energia *truth*. Ao final de cada evento, estes são escritos no arquivo **ESD**, através do algoritmo `CaloCellMerge`.

O módulo `CrosstalkMaker`, observado também no diagrama da figura 4.2, foi desenvolvido e incorporado[8] ao fluxo de simulação do Lorenzetti como uma das contribuições deste trabalho. Sua execução é condicionada pelo argumento `doCrosstalk` na etapa de digitalização que, caso presente, irá incluir o algoritmo na sequência, juntamente com mais uma instância do método de reconstrução de energia e tempo selecionado. Ao fim de seu processamento, são adicionados dois novos contêineres ao arquivo, etiquetados com 'XT' no nome, contendo todas as células do calorímetro com a distorção do *crosstalk* tanto nas amostras do pulso de leitura, como sua influência na energia e tempo reconstruídos.

Figura 4.2 – Diagrama resumido da etapa de digitalização do *framework* Lorenzetti Showers, incluindo o módulo de *crosstalk*.



Fonte: Fonte: o autor.

Seu funcionamento se encontra detalhado pela figura 4.3 no qual é iniciado o processamento acessando o conjundo de dados produzidos pelo algoritmo `CaloCellMaker` onde, para cada célula k do total de N, são testadas condições pré estabelecidas para aplicar o efeito de *crosstalk*. Caso a célula pertença a camada EM2 do barril ou da tampa

[8] Quando da data de publicação de [28], em 2023, o simulador do *crosstalk* estava sendo concebido, porém, não havia sido incorporado ao fluxo de simulação, digitalização e reconstrução, tendo seu uso, à época, como uma ferramenta externa independente. Seus resultados também foram publicados em [33].

do calorímetro eletromagnético e sua energia *truth*[9] seja maior que uma constante Q, multiplicada pelo desvio padrão do ruído eletrônico (σ_{ruido}) atribuído àquela camada do detector, como indicado por I. Caso rejeitada, a célula tem seu sinal S^k armazenado no contêiner criados pelo algoritmo no arquivo **ESD**, sem nenhum efeito adicional. Após aprovação da célula k, são selecionadas as células c situadas em sua primeira vizinhança. Neste ponto, o algoritmo acessa os parâmetros A_L e A_C, que serão os valores médios de pesudo-gerador de números aleatórios com função de densidade de probabilidade gaussiana, sendo, respectivamente, as médias para a amplitude do *crosstalk* indutivo e capacitivo. São acessados também as variâncias de ambos os tipos de efeito, denotados por σ_L^2 e σ_C^2, como mostrado em II. Estes valores são passados pelo usuário com unidade percentual podendo ser de 0 a 100% da amplitude do sinal da célula c.

A seleção do tipo de efeito de *crosstalk* é feita pela posição de c em relação à célula central, k. Se esta é está posicionada em diagonal, ou seja, faz vizinhança apenas pelas arestas da célula central, calcula-se o sinal com efeito indutivo $S_{XT_L}^{c,k}$. Se c é vizinha através das faces, é produzido o efeito capacitivo $S_{XT_L}^{c,k}$ adicionado de $S_{XT_L}^{c,k}$ (III). O sinal de *crosstalk* das células vizinhas terá suas amostras somadas ao sinal da célula k, denotado pelo índice sobrescrito nas expressões em III. Esses sinais são a saída da função de transferência FT_{XT} (dada pela expressão 3.1), que tem como argumento o próprio sinal da célula c, com sua amplitude dimensionada por XT_L e XT_C, sorteados em II, resultando em $S_{XTL_{L/C}}^{c,k}$, em que o subscrito resume que esse sinal pode ter tido origem capacitiva, indutiva ou ambos, e que esta tarefa é internalizada pelo método que implementa a função de transferência, que irá avaliar caso a caso qual dos sinais serão gerados (IV). Em V é realizada a sobreposição dos sinais de *crosstalk* na célula k e, em seguida, S^k é armazenados no contêiner do arquivo **ESD**.

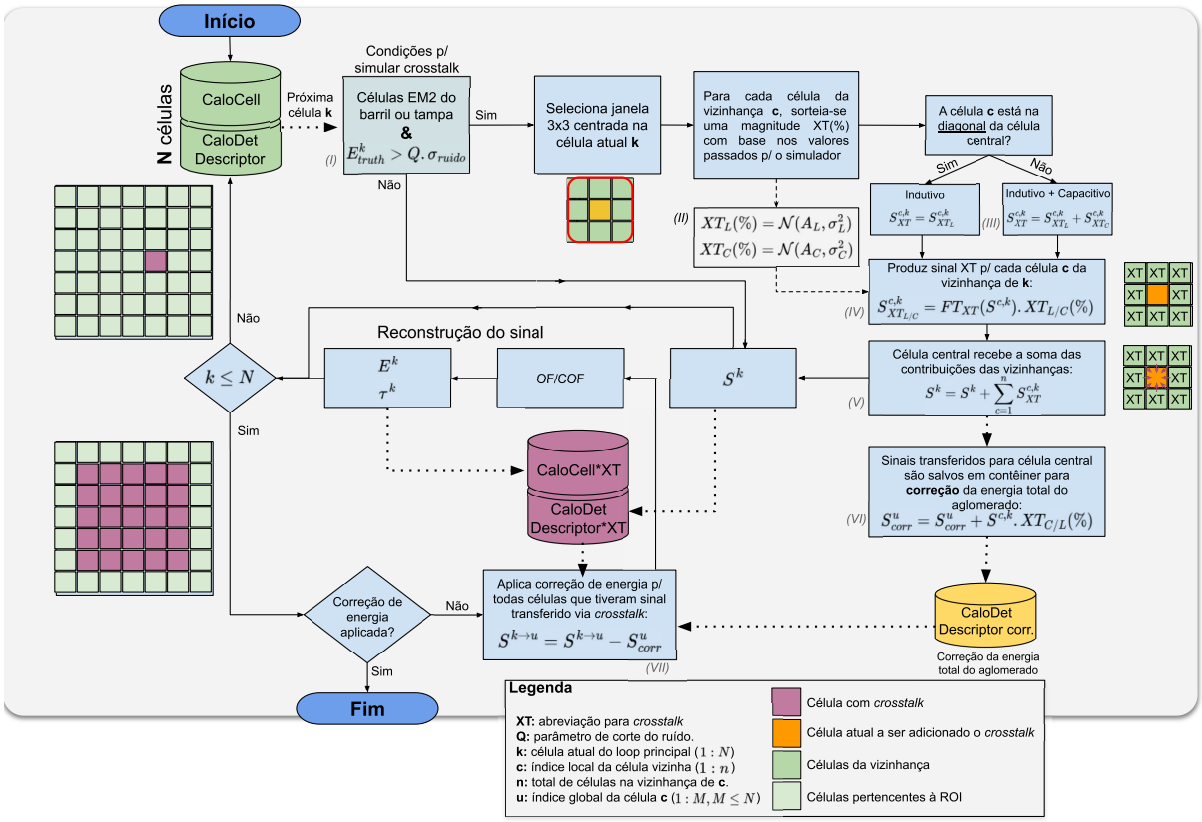
No mesmo diagrama da figura 4.3, as linhas pontilhadas representam fluxos do algoritmo que que não geram interrupção ao fluxo principal, simbolizado pelas setas de linha contínua. Após o item V, os sinais das células c terão uma componente armazenada em um outro contêiner, destinado a realizar uma correção da energia total do aglomerado, visto que parte de sua energia foi incluída na célula central da janela. Esta componente tem a mesma amplitude relativa do sinal de *crosstalk* sorteada anteriormente, no entanto, têm a mesma forma do sinal original de c, como descrito por S_{corr}^u em VI, onde u é o índice da célula c no contêiner de correção, que terá apenas essas componentes salvas, temporariamente.

Ao fim do laço que verifica todas as células k do contêiner principal, se inicia a etapa de correção da energia total dos aglomerados do evento, ao qual é realizada uma busca das células u no contêiner criado pelo algoritmo `CrosstalkMaker`, onde as células k com e sem o efeito de *crosstalk* foram armazenadas. Para cada uma delas, são subtraídos

[9]Refere-se a energia verdadeira produzida pela etapa de simulação, sem conformação do *shaper* e ruído eletrônico.

os sinais com as amplitudes que, anteriormente, tiveram a mesma magnitude transferida para a célula central k. Assim, todas as células do novo contêiner irão seguir o fluxo padrão de reconstrução da energia E^k e seu tempo de vôo, τ^k, que também serão salvos no arquivo **ESD**.

Figura 4.3 – Diagrama detalhado do simulador de *crosstalk* implementado no *framework* Lorenzetti Showers.



Fonte: Fonte: o autor.

4.3 Produção dos conjuntos de dados

O processo de produção de dados consiste em determinar uma série de configurações do *framework* para que estes possuam as características necessárias para que se possa realizar os estudos propostos. No contexto deste trabalho, foram construídos três conjuntos de dados com objetivos distintos:

1. Decaimento $Z \to e^- e^+$ para popular todo o calorímetro EM com chuveiros de perfil similar:

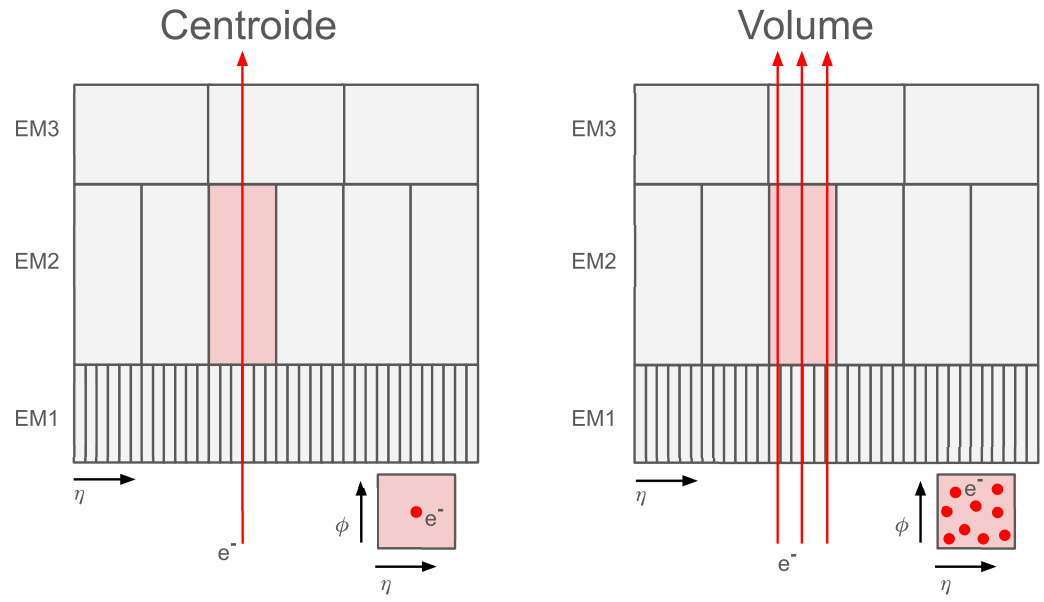
   - são 200 eventos voltados para análise e validação da implementação do tempo de vôo e fase do sinal;

- deste total, dividiu-se em dois subconjuntos de 100 eventos: $\mathbf{Zee_A}$ contendo ruído eletrônico gaussiano na etapa de digitalização e $\mathbf{Zee_B}$, sem ruído eletrônico;
- vértice de geração fixado em $x, y, z = (0, 0, 0)$;
- simulação do *crosstalk* somente com a componente indutiva, sendo $XT_L(\%) = \mathcal{N}(1, 1; 0, 25^2)$;

2. Elétrons com energia de 50 GeV acelerados na direção do **centroide** de uma única célula do EM2 em $\eta, \phi \approx (0,72; 1,81)$, ilustrado pela figura 4.4:
   - são 300.000 eventos gerados para análise e estudo de mitigação do efeito de *crosstalk* utilizando *machine learning*;
   - conjunto único chamado de $e^-_{\text{centroide}}$ contendo ruído eletrônico;
   - vértice de geração fixado em $x, y, z = (0, 0, 0)$;
   - simulação do *crosstalk* somente com a componente indutiva, sendo $XT_L(\%) = \mathcal{N}(1, 1; 0, 25^2)$;
3. Elétrons com energia de 50 GeV acelerados na região do **volume** de uma única célula do EM2 em $\eta, \phi \approx (0,72; 1,81)$, ilustrado pela figura 4.4:
   - são 300.000 eventos gerados para análise e estudo de mitigação do efeito de *crosstalk* utilizando *machine learning*;
   - conjunto único chamado de e^-_{volume} contendo ruído eletrônico;
   - vértice de geração fixado em $x, y, z = (0, 0, 0)$;
   - simulação do *crosstalk* somente com a componente indutiva, sendo $XT_L(\%) = \mathcal{N}(1, 1; 0, 25^2)$;

A divisão proposta pelos conjuntos de dados ilustrados pela figura 4.4 tem por objetivo estudar o impacto do *crosstalk* no tempo e energia reconstruídos para diferentes distribuições de energia no aglomerado, além de avaliar seus reflexos nas variáveis de forma de chuveiro do aglomerado de células. Ademais, a segmentação dos conjuntos proporciona ambientes variados para análise e validação da implementação do tempo de voo e sua calibração, do simulador do *crosstalk* em um aglomerado, além do desenvolvimento do método proposto para a mitigação deste efeito, fazendo o uso de aprendizagem de máquina. Além disso, $e_{\text{centroide}}$ proporciona uma menor variabilidade e dispersão do chuveiro nas células do aglomerado em comparação com e_{volume}. Essa estratégia tem o intuito de avaliar a complexidade do modelo para condições diversas, conforme esperado em um detector real e permite a construção de uma solução em etapas, adicionando complexidade a medida que ajustes nos modelos são feitos.

Figura 4.4 – Diagrama ilustrativo da geração dos dados para estudo do *crosstalk* em células do EM2. À esquerda é indicada a direção do elétron para o conjunto de dados $e_{\text{centroide}}$, e à direita, para e_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

4.4 Método proposto para mitigação do *crosstalk* utilizando aprendizagem de máquina

Para mitigar o *crosstalk* sobreposto ao sinal de leitura das células do calorímetro é proposta a utilização de aprendizagem de máquina a partir de modelos de redes neurais artificiais. Serão abordadas topologias com treinamento supervisionado, baseadas em redes perceptron multicamadas (MLP). A escolha de uma MLP *feed forward* totalmente conectada (FC, do inglês *fully connected*) se dá, por ser um modelo versátil e compacto, além de ser um aproximador universal para funções não-lineares, podendo ser aplicada em ambientes com restrição de recursos computacionais [128], tornando-a adequada na busca por uma função que seja capaz de remover uma componente de ruído ou interferência pelo *crosstalk*.

4.4.1 Estratégias de otimização dos modelos

Para ambos os modelos propostos, o processo de otimização utilizará o erro médio quadrático (MSE) e uma versão com normalização pela variância (NMSE), detalhados pelas equações 4.6 e 4.7, respectivamente. Observa-se que o quadrado do erro entre o valor-alvo y_{ij} e o estimado pelo modelo, $\hat{y}_{ij}$ é ponderado por N, que representa o total de nós de saída do modelo, dado por $m_\eta \times n_\phi \times n_{\text{amostras}}$, e por B, sendo o tamanho do *batch* de eventos apresentando durante o treinamento. Já na equação 4.7, o quadrado do erro é dividido pela variância calculada sobre o vetor do *batch* $\mathbf{y}^{(j)}$ para cada nó de saída, que

simboliza uma característica (ou *feature*) a ser estimada pelo modelo.

$$\mathrm{MSE}(\hat{y}, y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\frac{1}{B}\sum_{j=1}^{B}(\hat{y}_{ij} - y_{ij})^2\right] \tag{4.6}$$

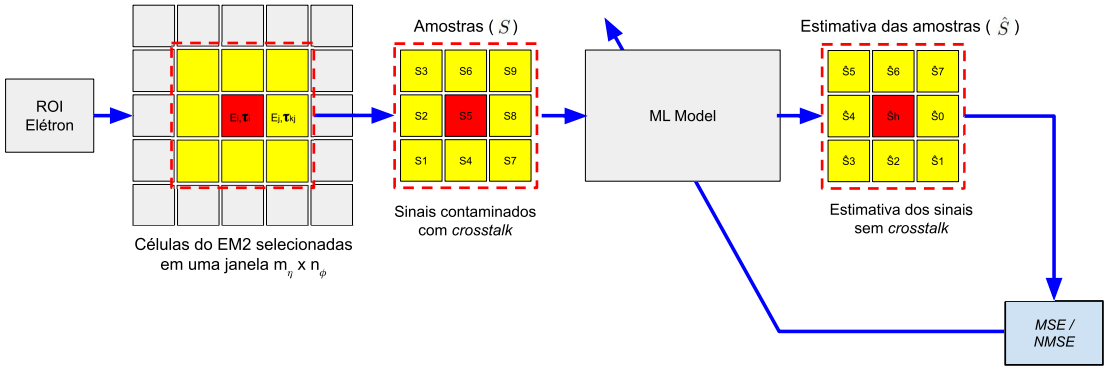
$$\mathrm{NMSE}(\hat{y}, y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\frac{1}{B}\sum_{j=1}^{B}\frac{\left(\hat{y}_{ij} - y_{ij}\right)^2}{\mathrm{Var}\left(\mathbf{y}^{(j)}\right)}\right] \tag{4.7}$$

Serão construídas duas estratégias de treinamento para comparação, destinadas a mapear características distintas das células que podem afetar o processo de aprendizagem. A primeira, ilustrada pela figura 4.5, é um modelo simplificado que será otimizado para estimar as amostras da entrada sem *crosstalk* nos nós de saída, chamada de $S \rightarrow \hat{S}$. Sua função de perda (do inglês, *loss function*), representada por FP, será composta somente do cálculo de erro da camada de saída, dado pelas equações 4.8 e 4.9.

$$\mathrm{FP} = \mathrm{MSE}(\hat{S}, S) \tag{4.8}$$

$$\mathrm{FP} = \mathrm{NMSE}(\hat{S}, S) \tag{4.9}$$

Figura 4.5 – Estratégia de treinamento dos modelos $S \rightarrow \hat{S}$ a partir de uma janela de $m_\eta \times n_\phi$ células da camada EM2.



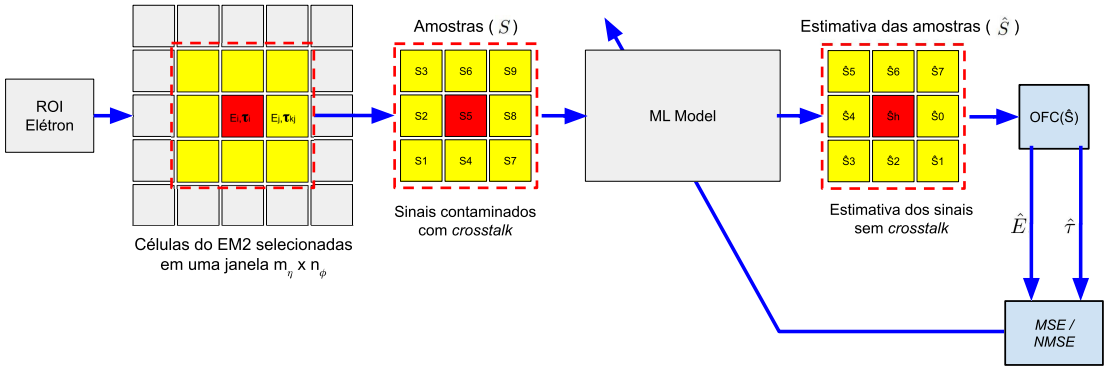
Fonte: Fonte: o autor.

A segunda estratégia, ilustrada no diagrama da figura 4.6, é construída acoplando os conjuntos do filtro ótimo para estimação da energia (OFC_a) e do tempo (OFC_b) às amostras nos nós de saída do modelo, chamado de $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$. Nesta estrutura, os pesos do filtro ótimo não serão atualizados durante o treinamento e serão produzidos dois conjuntos de estimativas que irão compor uma função de perda (FP) conforme as equações 4.10 e 4.11.

$$\mathrm{FP} = \mathrm{MSE}(\hat{E}, E) + \mathrm{MSE}(\hat{\tau}, \tau) \tag{4.10}$$

$$\mathrm{FP} = \mathrm{NMSE}(\hat{E}, E) + \mathrm{NMSE}(\hat{\tau}, \tau) \tag{4.11}$$

Figura 4.6 – Estratégia de treinamento dos modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ a partir de uma janela de $m_\eta \times n_\phi$ células da camada EM2.



Fonte: Fonte: o autor.

O treinamento dos modelos utilizará o método de otimização Adam [129] e validação cruzada (*K-fold*) com inicializações aleatórias dos pesos a cada *fold* e parada antecipada por desempenho no conjunto de validação. Os nós na camada de entrada serão compostos das 5 amostras dos sinais de cada uma das células para regiões simétricas do aglomerado, centrados na célula mais quente. A camada de saída dos modelos será construída com o mesmo número de nós da entrada, com função de ativação linear, representando uma reconstituição dos sinais de entrada estimados sem a componente de *crosstalk*.

4.4.2 Configuração das redes MLP

Para as redes MLP, será realizada uma busca de hiperparâmetros no número de neurônios em modelos com até duas camadas escondidas, cujo número de neurônios para o caso de duas camadas escondidas será o mesmo para ambas camadas. O processo de treinamento está estruturado na tabela 4.1.

4.5 Métricas para avaliação de desempenho

Após os processos de treinamento e validação, os modelos terão seu desempenho avaliado por um conjunto de métricas aplicadas à reconstrução do sinal para energia e tempo. Cada uma das células do aglomerado será avaliada individualmente, mas, inseridas em perspectiva de comparação com as células da vizinhança. Serão utilizados o R^2 e o $RMSE$, calculados conforme as equações 4.12 e 4.13, como medidas de desempenho durante a análise de hiperparâmetros. Nestas equações, y representa os valores de referência e $\hat{y}$ as estimativas dos modelos, podendo assumir as amostras dos sinais, energia e tempo. Já $\bar{y}$ é a média calculada sobre os valores de referência. A seleção dos melhores modelos será

Tabela 4.1 – Configurações da arquitetura e treinamento dos modelos MLP

Categoria	**Configuração**
Arquitetura	$\mathrm{L} = [1, 2]$ $\mathrm{NEU} = [10, 20, 45, 60, 75, 100, 120, 150, 200]$
Ativações	Escondidas: ReLU, Saída: Linear
Entrada (janela $m_\eta \times n_\phi$)	3×3: 45 nós
Saída	Mesmo número de nós da entrada
Otimizador (Adam)	$\beta_1 = 0,9$, $\beta_2 = 0,999$ $\mathrm{lr} = 1 \times 10^{-5}$
Treinamento	*Folds*: 5 Inicializações/*fold*: 5
Controle de treino	Épocas máximas: 500 *Early stopping*: 25 épocas *Batch size*: 256
Conjunto de dados	Treino/validação: 100.000 aglomerados Teste: 50.000 aglomerados

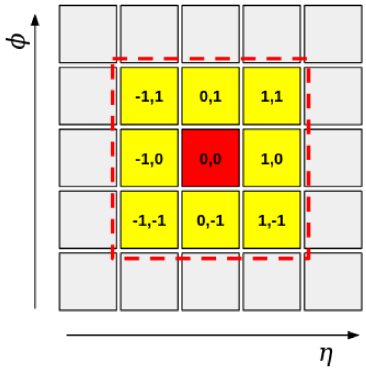
realizada a partir do desempenho do R^2 na reconstrução combinada de energia e tempo, selecionando um único modelo por valor de L e estratégia de treinamento, para cada conjunto de dados ilustrado na Figura 4.4. Em seguida, estes modelos serão confrontados entre si por meio de momentos estatísticos de histogramas do erro, como média e desvio padrão, observando o desempenho em cada célula do aglomerado. A referência utilizada para todos os casos será o filtro ótimo operando sobre sinais **sem** *crosstalk*.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{4.12}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{4.13}$$

As células serão também analisadas de acordo com sua posição relativa à célula central no agrupamento 3×3, conforme o diagrama da figura 4.7, de maneira análoga a um plano $x - y$. Desta forma, a célula central terá a coordenada $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$, e as demais, terão suas posições deslocadas em uma unidade, dependendo do sentido de deslocamento em η e ϕ.

Figura 4.7 – Sistema de coordenadas relativo a célula mais quente do aglomerado para disposição dos resultados.



Fonte: Fonte: o autor.

5 Resultados

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir das implementações relacionadas a medição do tempo de voo e fase do sinal, e o simulador de *crosstalk* implementados para o calorímetro eletromagnético do *framework* Lorenzetti. A exposição e análise destes resultados tem o intuito de validar tais implementações e os dados produzidos com o simulador, suportando os estudos sobre mitigação do *crosstalk* utilizando aprendizagem de máquina, nos quais seus resultados também compõem o capítulo a seguir.

5.1 Medição de tempo no Lorenzetti

O pulso característico dos calorímetros, de acordo com o modelo da equação 2.7, carrega sua amplitude e fase como propriedades conjuntas do sinal. Ao serem aplicados métodos de estimação destas variáveis, como o OF, tanto deformações na forma do sinal, como a amplitude do sinal podem impactar na qualidade da reconstrução do mesmo. Neste contexto, esta característica motiva a análise do impacto da calibração da medição do tempo em uma célula do detector, proposta pela equação 4.5, também, de maneira conjunta com sua energia reconstruída.

Para os resultados apresentados ao longo da próxima seção, foi utilizado o conjunto de dados $\mathbf{Z_{eeA}}$, composto de elétrons e pósitrons produzidos a partir do decaimento de um bóson Z, descritos na seção 4.3. Estes chuveiros eletromagnéticos têm sua absorção majoritariamente nas camadas EM1 e EM2, restando para a EM3 apenas uma parcela mínima da energia total da partícula (Seção 2.3.3). Logo, esta análise se concentrará apenas nessas duas primeiras camadas do barril, ou seja, para $|\eta| < 1,4$.

Já na seção 5.1.2, utilizou-se também o conjunto de dados $\mathbf{Z_{eeB}}$, que possui os mesmos eventos que $\mathbf{Z_{eeA}}$, porém, com sinais reconstruídos sem ruído eletrônico. Foi realizada uma análise comparativa entre os sinais com a fase calibrada nestes dois cenários, de modo a visualizar os impactos do ruído eletrônico na reconstrução do tempo e da energia, com o intuito de observar a consistência da aplicação. Um corte em energia de 200 MeV também foi aplicado às células, mantendo células com maior relação sinal-ruído, e a região de η também foi mantida conforme o estudo da seção 5.1.1.

5.1.1 Calibração do tempo de voo *truth*

A calibração do tempo de voo implementada torna a fase do pulso característico do calorímetro eletromagnético alinhada em relação ao BC, corrigindo os sinais produzidos no mesmo evento. Isso é feito para cada célula individualmente levando em conta os diferentes caminhos percorridos pelas partículas geradas pelo chuveiro eletromagnético, cujo tempo de voo varia com a distância da célula ao ponto de impacto. Como esta fase é aplicada diretamente na simulação do ADC, a extração da amplitude do pulso pelo OF

é deteriorada diretamente, visto que as amostras serão coletadas em pontos diferentes do pulso, em relação ao projeto do estimador. Nos gráficos abaixo, o termo descrito na legenda como *Uncalib* reflete os dados para sinais produzidos com fases sem a calibração e, *TOF Calib*, os sinais com fase a partir do tempo de voo *truth* com a correção aplicada.

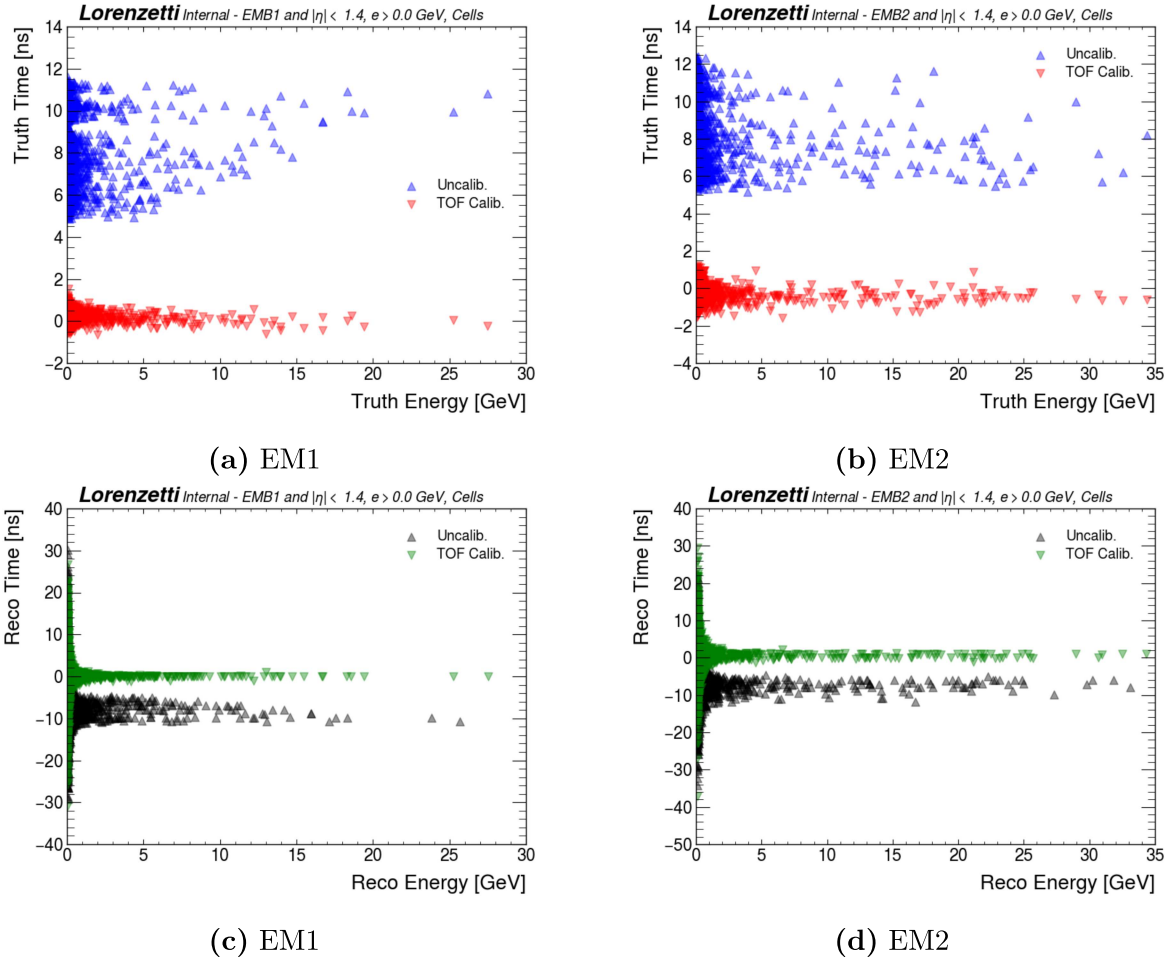
Nas figuras 5.1(a) e 5.1(b) um gráfico de dispersão entre a energia e o tempo *truth* antes e após a calibração do pulso, para o EM1 e o EM2, respectivamente. Observa-se que, antes da calibração, a dispersão do tempo entre as camadas EM1 e EM2 é ligeiramente diferente, sendo maior na EM2 por esta estar mais distante do ponto de impacto. Isso se mostra coerente com disposição construtiva do detector no Lorenzetti, e com a estimativa do tempo de voo observada a nível de célula pelo calorímetro. Após aplicação da fase dinâmica, é possível visualizar que, tanto os tempos de uma mesma camada, como ao compará-los entre EM1 e EM2, estão dispostos dentro de uma mesma distribuição alinhada em torno de zero. Esta mesma relação também é observado nas figuras 5.1(c) e 5.1(d), onde é mostrado o tempo e a energia reconstruídos. Em ambos os casos, nota-se a relação entre energia e tempo e o aumento da resolução na reconstrução do tempo, com o aumento da energia.

A dispersão do erro absoluto de reconstrução para a energia está ilustrada nas figuras 5.2 e 5.2(b), onde, após a calibração do pulso, sua dependência ao longo do espectro da energia *truth* foi removida. Isto ocorre devido aos diferentes formatos do pulso enviados para o OF devido aos tempos de voo em cada uma das células. Já nas figuras 5.2(c) e (d), observa-se que para ambos EM1 e EM2, o viés do erro foi intensamente reduzido e, para a primeira camada, também foi reduzida a dependência do erro pela energia da célula.

A dependência entre o tempo de voo ao longo de η está exposta na figura 5.3. Nas figuras 5.3(a) e 5.3(b), são mostrados os impactos na reconstrução da energia após a calibração da fase do pulso. É possível observar que a diferença na energia reconstruída aumenta com $|\eta|$ devido a correção da fase ao longo do barril. Esta diferença ocorre devido ao ajuste das amostras coletadas pelo ADC, onde o deslocamento na fase em células distantes do ponto de impacto diminui a eficiência do OF em estimar a amplitude do sinal e, por consequência, há uma sub-estimação da energia. É possível observar este efeito através das ilustrações na figura 5.4, onde em (a) é mostrado pulso característico do calorímetro eletromagnético, em (b) é dado ênfase na região amostrada pelo ADC e, em (c) e (d), são simuladas suas amostras ao adicionar uma fase de -5 ns e $+5$ ns. Observa-se que a fase em 0 ns implica em amostrar o pico do sinal $(x, y = (0, 1))$ e, nos demais casos, esta amostra representa uma estimação abaixo do pico.

Este efeito no tempo de voo pode ser observado com mais detalhes nas figuras 5.3(c) e 5.3(d), onde, há uma variação parabólica deste tempo ao longo de $|\eta|$, com um mínimo na célula mais próxima do ponto de impacto, em $\eta = 0$. Para o EM1, este valor está em torno de 5 ns, enquanto para o EM2, se aproxima de 6 ns, o que denota mais uma vez a

Figura 5.1 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti com e sem calibração de tempo aplicada, para as camadas EM1 e EM2, para dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$. Em (a) e (b), são mostrados os valores de tempo e energia *truth* da simulação e, em (c) e (d), seus valores reconstruídos.



(a) EM1 **(b)** EM2

(c) EM1 **(d)** EM2

Fonte: O autor.

disposição das camadas do calorímetro. Por fim, conclui-se que a calibração provocou o efeito desejado, removendo o viés observado ao longo de η.

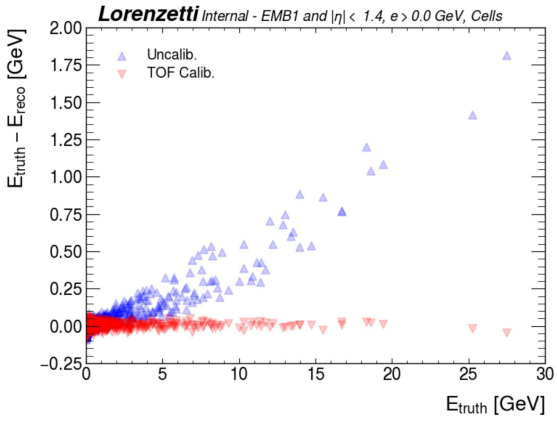
5.1.2 Análise do impacto do ruído eletrônico na estimação

Para os dados expostos nessa seção, foram utilizados ambos conjuntos de dados $\mathbf{Z_{eeA}}$ e $\mathbf{Z_{eeB}}$, após aplicação da correção do tempo de voo nas células, juntamente de um corte de 200 MeV, com o objetivo avaliar impacto do ruído eletrônico na reconstrução de tempo e energia, além de visualizar a consistência da calibração em mais detalhes.

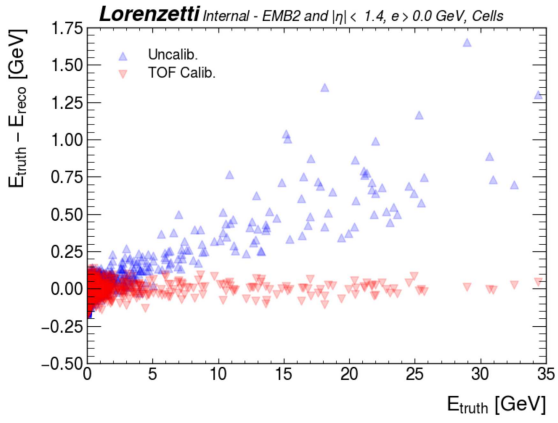
Na figura 5.5 observa-se que, para baixas energias, o ruído eletrônico deteriora a medida de tempo, conforme esperado ao analisar a equação 2.9, para ambas camadas do calorímetro.

O erro de estimação de energia para ambas camadas em análise está detalhado

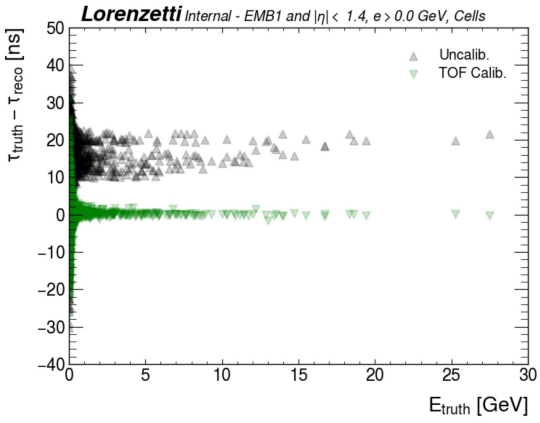
Figura 5.2 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti com e sem calibração de tempo aplicada, para as camadas EM1 e EM2, para dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$. Em (a) e (b), são mostrados os erros absolutos de estimação para energia e, em (c) e (d), para o tempo.



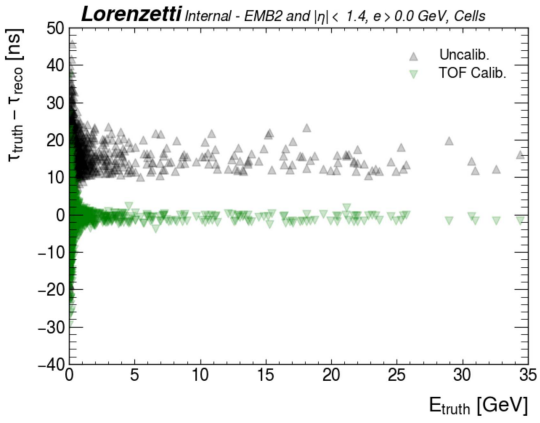
(a) EM1



(b) EM2



(c) EM1



(d) EM2

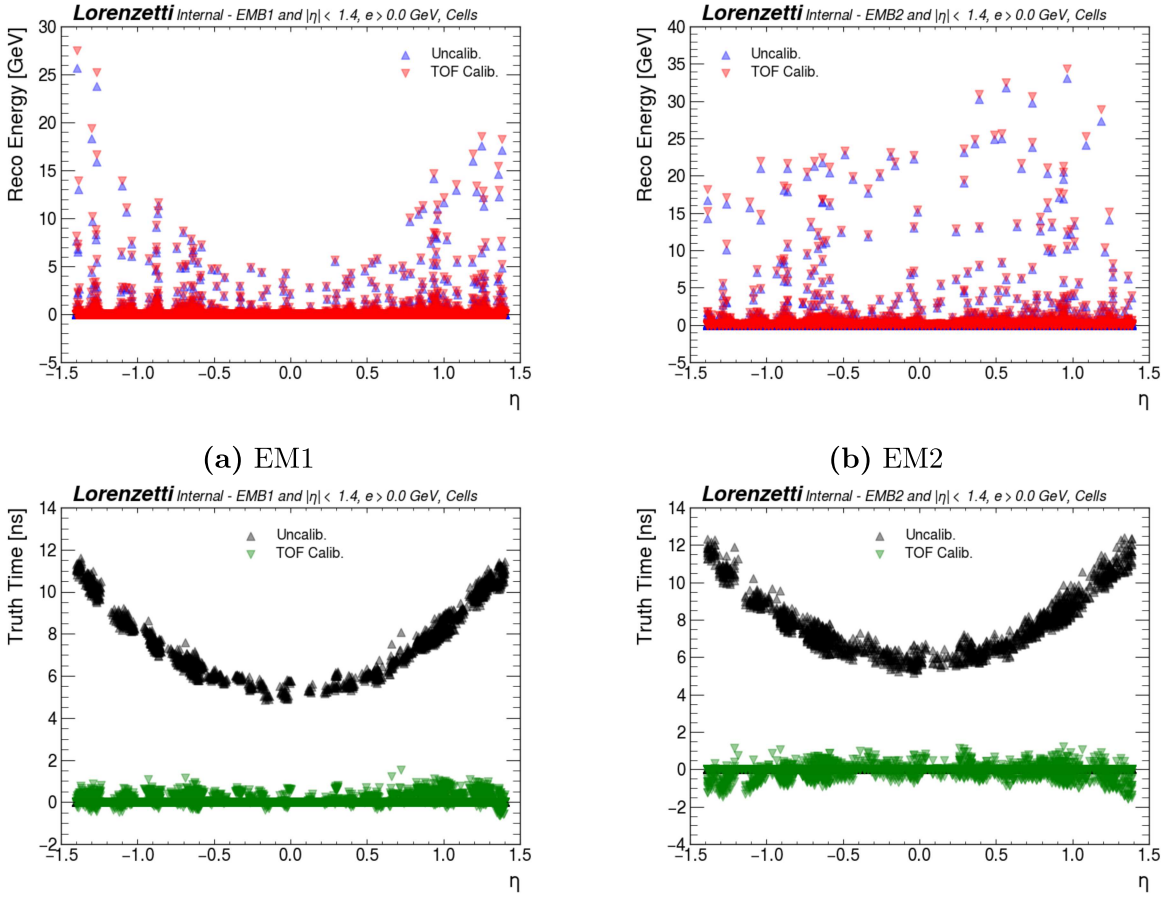
Fonte: O autor.

pela figura 5.6 onde, conforme esperado, é possível verificar a ação do ruído eletrônico na degradação da estimativa.

5.2 Validação dos dados com *crosstalk* no Lorenzetti

Para validar a implementação do módulo de simulação do *crosstalk*, serão analisados os impactos esperados nas distribuições de tempo e energia reconstruídos, no erro absoluto sobre valor esperado, a partir do modelo utilizado. Já os dados produzidos para os estudos de mitigação do seu efeito, serão expostos para demonstrar suas diferenças e particularidades relacionadas às configurações detalhadas na seção 4.3. Para ambas análises, foram usados as células do calorímetro eletromagnético dos conjuntos de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$ e e^{-}_{volume}, após um corte em energia de 200 MeV. Estes estão expostos de forma comparativa, com foco na camada EM2, objeto da implementação do *crosstalk* no Lorenzetti

Figura 5.3 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti com e sem calibração de tempo aplicada, para as camadas EM1 e EM2, para dados de $Z \to e^- e^+$. Em (a) e (b), são mostrados os valores de energia reconstruída ao longo de $|\eta| < 1,4$ e, em (c) e (d), para o tempo *truth*.



(a) EM1 **(b)** EM2

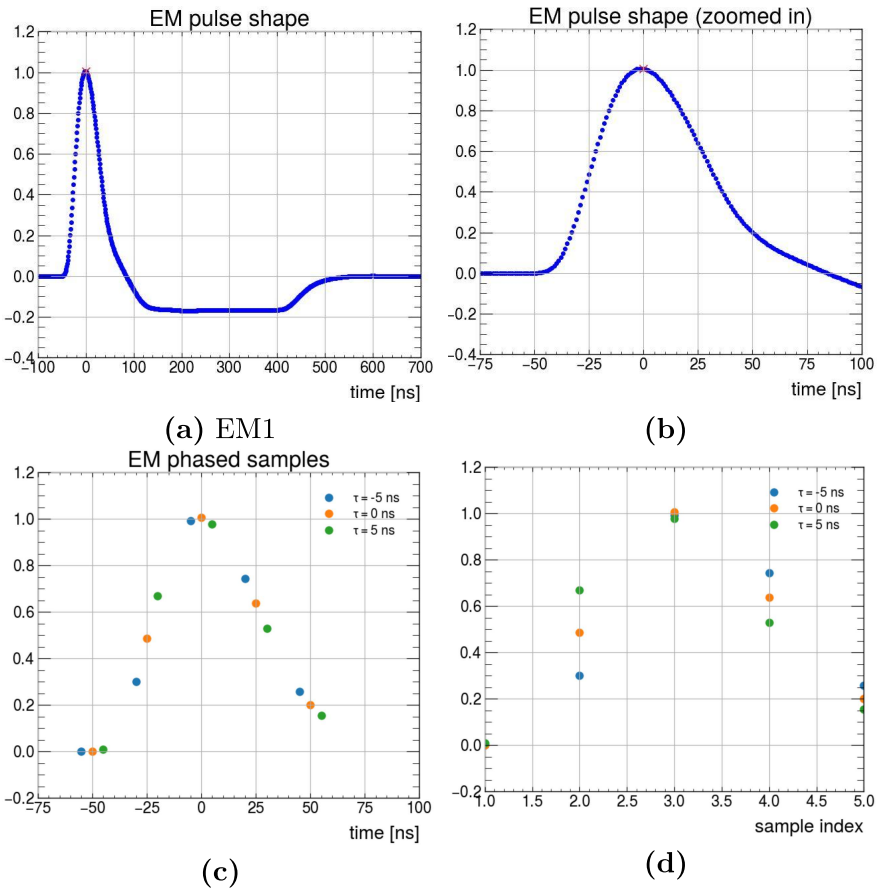
(c) EM1 **(d)** EM2

Fonte: O autor.

para este trabalho.

Na figura 5.7(a) é mostrada o espectro de energia *truth* do simulador para ambos os conjuntos de dados. Observa-se uma ausência de células com energia entre 3 e 14 GeV para os dados de $e^-_{\text{centroide}}$. Este efeito é esperado visto que, ao direcionar os elétrons apenas para o centro de uma única célula do EM2, o chuveiro também irá, em grande parte, se concentrar em seu volume, fazendo que esta célula capte a maior parcela da energia do chuveiro na camada EM2. Como consequência, seu espectro terá células com alta concentração da energia total e, o restante do aglomerado, terá apenas uma interação com as bordas do chuveiro principal, que carrega menos energia. Já para os dados do conjunto e^-_{volume}, seu espectro possui uma maior continuidade pois atinge, além do centro desta célula, suas bordas, onde as células vizinhas têm maior probabilidade de interagir com uma área maior do chuveiro eletromagnético. Este mesmo padrão também pode ser

Figura 5.4 – Pulso característico do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti. Em (a) e (b), são exibidos o pulso completo no tempo e seu recorte da região amostrada pelo ADC, respectivamente. Já em (c) e (d), são simulados o efeito de aplicação de fase sobre a amplitude normalizada (eixo y).



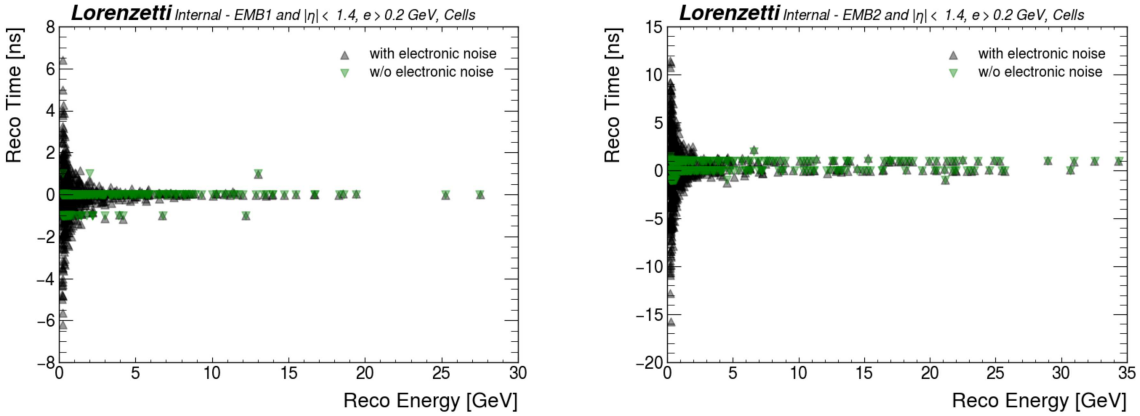
Fonte: O autor.

observado na figura 5.7(b), onde o tempo *truth* é adicionado em função desta energia.

Os histogramas dos tempos reconstruídos com o OF estão expostos pela figura 5.8(a) sem o efeito do *crosstalk* e, em 5.8(b), com sua simulação adicionada ao pulso das células do EM2. Vale destacar que, na distribuição do tempo com o *crosstalk*, há um desvio de sua média para valores menores que zero. Isto pode ser explicado pelo modelo do *crosstalk* empregado no simulador, cujo sinal no tempo possui uma fase de, aproximadamente, +90°, relativa ao pulso característico das células, conforme detalhado pela curva azul pontilhada da figura 5.9(a).

Ainda analisando a figura 5.9(a), o sinal resultante da convolução no tempo está representado pela curva preta contínua e, seu sinal original, está desenhado em vermelho pontilhado. Na figura 5.9(b), também é possível observar este mesmo efeito, porém, na célula que forneceu parte de suas cargas em forma de *crosstalk*, onde a curva verde pontilhada mostra este sinal em seu formato original e, em verde contínua, após a transferência da componente do *crosstalk* para a célula vizinha. Nota-se também uma

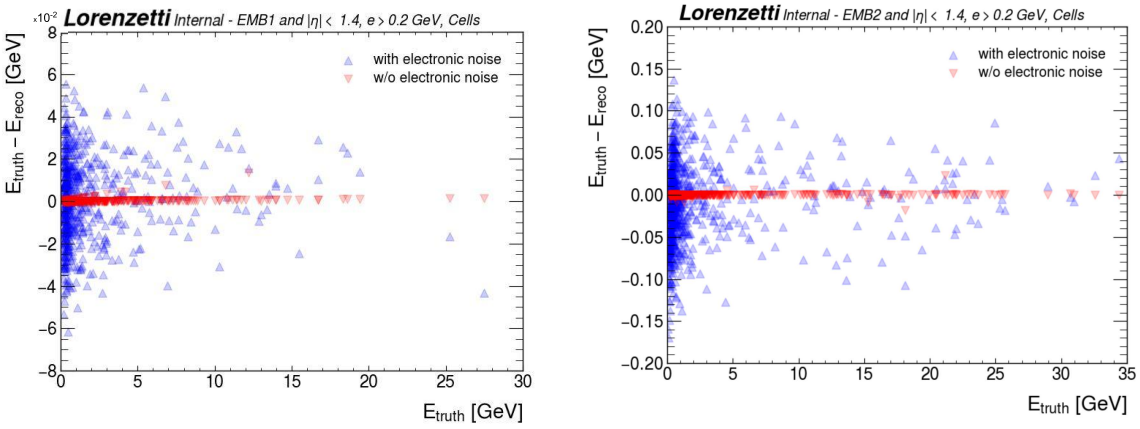
Figura 5.5 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti após calibração de tempo de voo, para as camadas EM1 (a) e EM2 (b), e dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$ com e sem ruído eletrônico. Abaixo, são mostrados os valores de tempo pelo para o espectro de energia, ambos reconstruídos pelo OF.



(a) EM1 **(b)** EM2

Fonte: O autor.

Figura 5.6 – Gráfico de dispersão comparativo entre sinais do calorímetro eletromagnético do Lorenzetti após calibração de tempo de voo, para as camadas EM1 (a) e EM2 (b), e dados de $Z \rightarrow e^{-}e^{+}$ com e sem ruído eletrônico. Abaixo, são mostrados os valores de erro de reconstrução de energia pelo OF, para o espectro de energia *truth*.



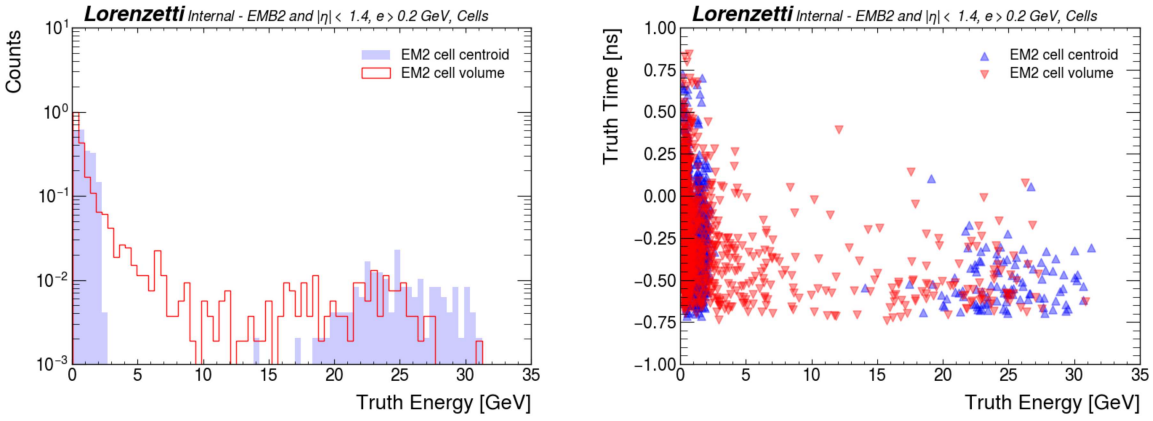
(a) EM1 **(b)** EM2

Fonte: O autor.

redução da amplitude de seu pico após essa operação e, também, um pequeno desvio na fase relativa ao sinal original.

O efeito da transferência de cargas entre as células do aglomerado é constatado através de uma comparação entre os gráficos de dispersão da figura 5.10. Na figura 5.10(a), os sinais foram reconstruídos também com o OF, sem o *crosstalk*, e erro absoluto se espalha ao redor de zero ao longo do espectro da energia *truth*, como detalhado pela figura 5.6. Já

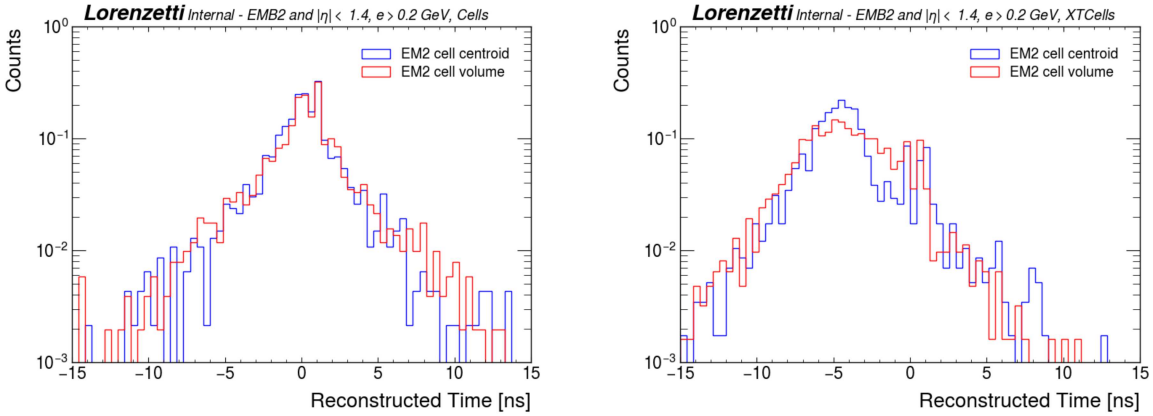
Figura 5.7 – Gráficos comparativos entre os valores *truth* dos conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, para a camada EM2. Em (a), é mostrado o histograma do espectro de energia das células. Já em (b), tem-se um gráfico de dispersão do tempo pela energia.



(a) **(b)**

Fonte: O autor.

Figura 5.8 – Histogramas comparativos entre os valores reconstruídos do tempo com OF, para os conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, na camada EM2, para células (a) sem *crosstalk*, e (b) com o *crosstalk* simulado no Lorenzetti.

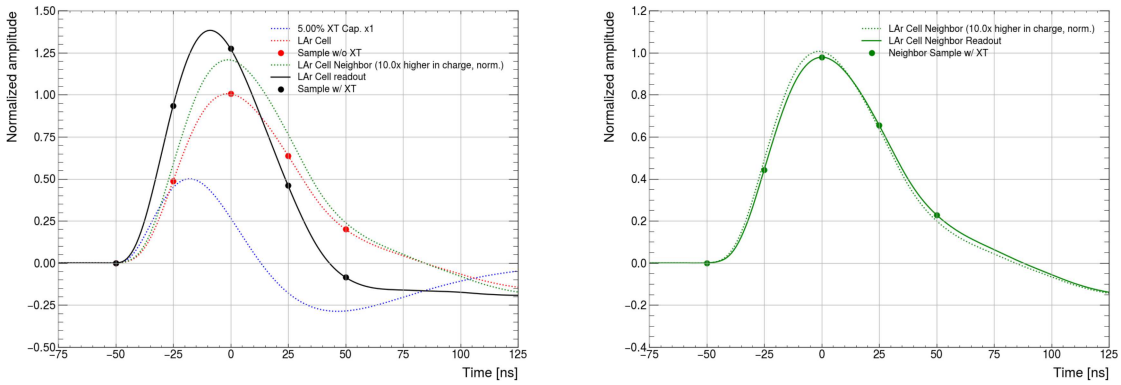


(a) **(b)**

Fonte: O autor.

na segunda figura, 5.10(b), ao incluir o *crosstalk* na simulação, o erro absoluto na região até 10 GeV do espectro, este fica mais negativo. Isto pode ser explicado a partir do mecanismo de transferência mais intensa de cargas das células mais energéticas, para as células com menor deposição da energia do chuveiro. A mesma distorção na distribuição de erro também é observada para o restante das células, no entanto, em menos intensidade. Outro fator que contribui para esta sobre-estimação das energias de células contaminadas com o *crosstalk* é a distorção no formato do pulso característico, consequência da sobreposição entre estes sinais, visto que o projeto do filtro ótimo inclui somente sinal e ruído eletrônico

Figura 5.9 – Simulação do modelo do *crosstalk* descrito pela equação 3.6 e seu efeito nos sinais de leitura em um aglomerado de duas células. Em (a) tem-se a célula que recebeu as cargas via *crosstalk* da célula que tem seu sinal ilustrado em (b), que possui 10 vezes sua energia. A intensidade do *crosstalk*, $XT_C(\%) = \mathcal{N}(5, 0; 0)$, foi exagerada para que seja observado em maior resolução.

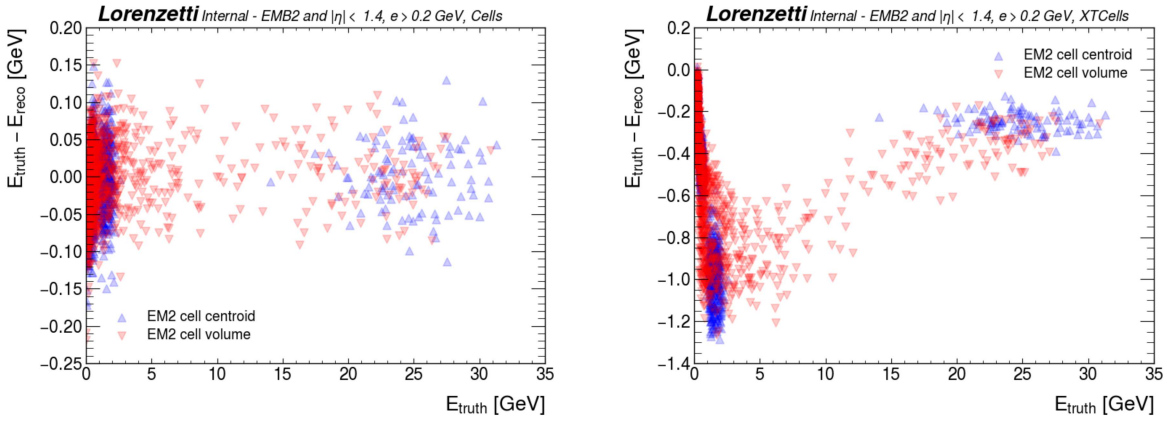


(a) **(b)**

Fonte: O autor.

gaussiano, com média zero.

Figura 5.10 – Gráficos de dispersão comparativos entre os valores de erro absoluto de reconstrução da energia com o OF pela energia *truth*, para os conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, na camada EM2, para células (a) sem *crosstalk*, e (b) com o *crosstalk* simulado no Lorenzetti.



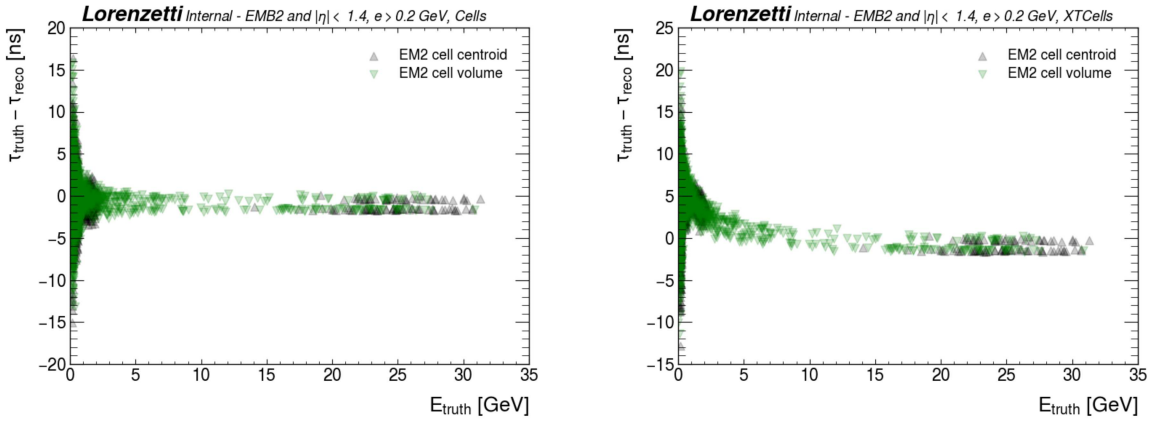
(a) **(b)**

Fonte: O autor.

O erro na distribuição do tempo reconstruído, exposto pelas figuras 5.11(a) e 5.11(b), representando condições sem e com *crosstalk*, respectivamente. No primeiro gráfico de dispersão, o erro tende a se estabilizar ao redor de zero quanto maior for a energia depositada na célula, fruto direto da relação sinal-ruído na reconstrução do

tempo, incorporado pela equação 2.9. Há também um pequeno desvio do erro para o lado negativo da distribuição para células com maior deposição de energia, em torno de 2 ns. Isto pode estar ligado à calibração aplicada, que não inclui correções que considerem a energia do chuveiro e a capacidade destas partículas penetrarem mais profundamente na célula, influenciando no cálculo de $\|\overrightarrow{\texttt{hit}}\|$, além da separação dos múltiplos contatos do chuveiro com uma mesma célula, que também não possui uma regra de seleção dos *hits*. Ao adicionar o *crosstalk* na simulação, a distorção causada no sinal de leitura deteriora a reconstrução do tempo de modo similar ao observado para a energia, como apresentado na figura 5.11(b). Nota-se que células com menor depósito de energia do chuveiro tendem a sofrerem mais com o *crosstalk*, proporcionalmente, que células mais energéticas, o que explica a tendência do erro absoluto diminuir ao longo do espectro.

Figura 5.11 – Gráficos de dispersão comparativos entre os valores de erro absoluto de reconstrução do tempo com o OF pela energia *truth*, para os conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume}, na camada EM2, para células (a) sem *crosstalk*, e (b) com o *crosstalk* simulado no Lorenzetti.

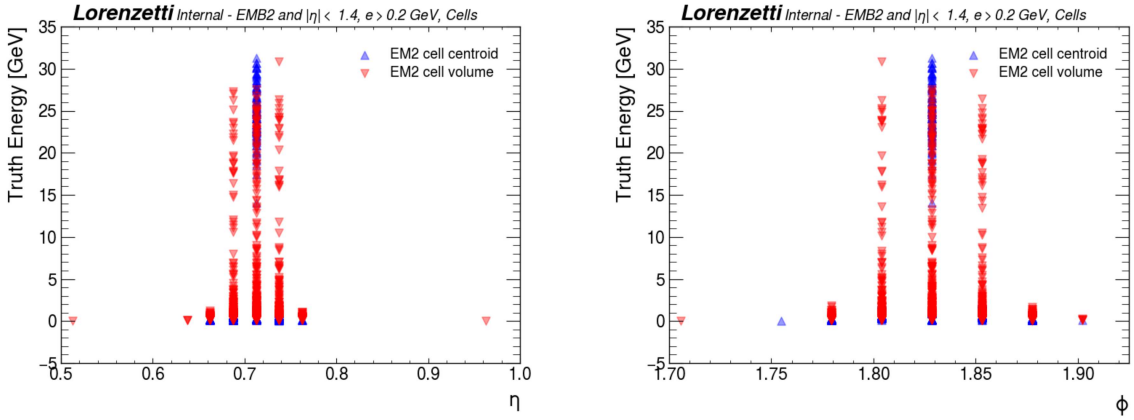


(a) **(b)**

Fonte: O autor.

O último aspecto analisado dos conjuntos de dados $e^-_{\text{centroide}}$ e e^-_{volume} é sua dispersão ao longo das células do aglomerado na camada EM2 do barril. Na figura 5.12(a) é ilustrada a deposição de energia ao longo do η e, na figura 5.12(b) em ϕ das células. Nota-se que, para ambos as coordenadas, o conjunto $e^-_{\text{centroide}}$ concentra a deposição de energia na célula central e, mais quente do aglomerado, quanto para os dados do conjunto e^-_{volume}, têm deposições relativamente maiores para as células da primeira e segunda vizinhança da célula mais quente, conforme esperado a partir das configurações impostas na etapa de geração, durante a simulação com o Lorenzetti.

Figura 5.12 – Dispersão da energia *truth* nas células do EM2 para os conjuntos de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$ e e^{-}_{volume}, agregados em (a) η e (b) ϕ. Os intervalos em η, ou *bins*, representam o posicionamento de uma única célula.



(a) **(b)**

Fonte: O autor.

5.3 Mitigação do *crosstalk* com redes neurais MLP

De acordo com o método proposto na seção 4.4, onde a estratégia adotada para o treinamento dos modelos é resumido pela Tabela 4.1, foram realizados treinamentos variando o número de camadas ocultas L, e também de neurônios que as compõem. O processo de otimização com MSE e NMSE também foram incorporados na análise de desempenho, e os resultados obtidos estão dispostos nas subseções a seguir para os conjunto de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$. A mesma análise foi conduzida para o conjunto de dados e^{-}_{volume}, apresentada no Apêndice A.

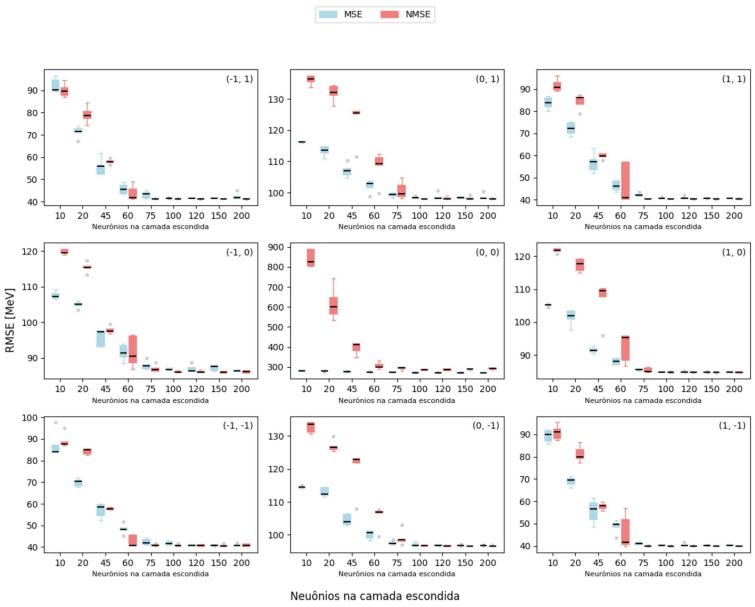
5.3.1 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 1$

Os desempenhos dos modelos estão expostos em gráficos do tipo *boxplot* ao longo desta seção, para $L = 1$, cuja incerteza para cada valor de neurônio na camada escondida é dada pela melhor inicialização para cada *fold*. O valor-alvo do treinamento é dado pelo conjunto das amostras dos sinais S, sem a presença do *crosstalk*. Os resultados a seguir são avaliados sobre a energia e o tempo reconstruídos a partir das amostras estimadas pelo modelo $\hat{S}$, utilizando o filtro ótimo.

Para a energia reconstruída, observa-se na figura 5.13 a raiz do erro médio quadrático em MeV, para as nove células do aglomerado 3×3. Utilizando a mesma disposição, tem-se na figura 5.14 os resultados para o coeficiente de determinação (R^2). Nota-se que para o RMSE, há uma estabilização da diminuição do erro a partir de 75 neurônios na camada oculta para todas as células. Os processos de otimização aplicados também estão colocados lado-a-lado para comparação, onde observa-se que o MSE tem melhor desempenho para modelos menores, além de convergir para a melhor solução para a célula central com

NEU = 10. Conforme discutido anteriormente, a célula mais energética do aglomerado $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$, tem a forma do seu pulso característico menos afetada em virtude da amplitude relativa do *crosstalk* a qual está sujeita, quando comparamos com as células de sua vizinhança. Este fato pode incidir sobre a complexidade do modelo, necessária para a correção da forma do pulso. Estes mesmos padrões também podem ser observados na figura 5.14, onde o R^2 pára de aumentar a partir da mesma quantidade de neurônios na camada oculta. É possível notar também que, as células na vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$ convergem para valores inferiores do coeficiente, variando entre $0,70$ e $0,80$ a depender da célula. Nesta região do aglomerado, tanto a relação sinal-ruído deteriorada, como a grande intensidade relativa do *crosstalk* que foi injetada nesses canais a partir da célula central, causam uma distorção muito mais intensa da forma do pulso, impondo um limite superior em R^2 abaixo do observado para a célula central.

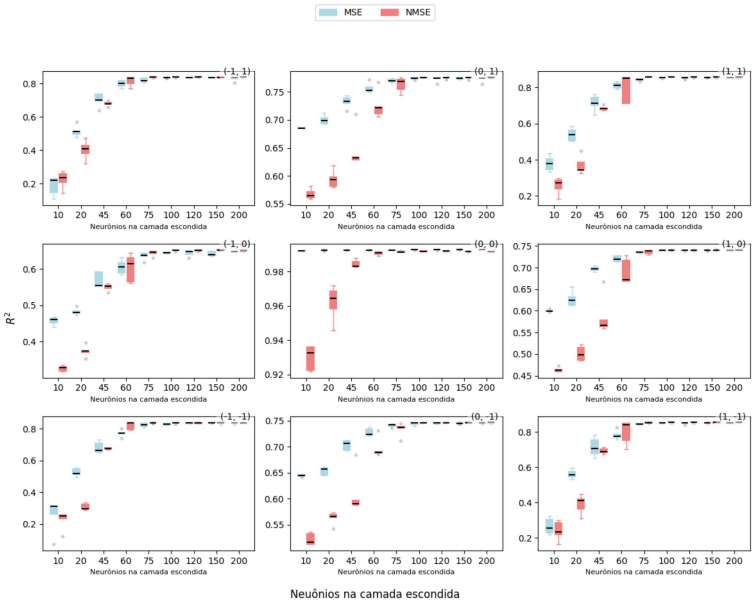
Figura 5.13 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

O tempo reconstruído em nanossegundos para cada valor de NEU está exposto nas figuras 5.15 e 5.16 para as mesmas métricas. Nestes casos, como observado para o RMSE, o processo de otimização com o NMSE produziu uma melhor convergência do erro para a melhor solução nas células da vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$. Para as células da vizinhança em diagonal, modelos com menos neurônios foram capazes de prover melhores soluções quando comparados ao MSE. Quando visto em detalhes, mesmo para modelos a partir de 75 neurônios, o NMSE também teve um desempenho ligeiramente superior. No entanto, para a célula central, os modelos treinados com o MSE convergiram para soluções melhores para todos os valores de neurônios analisados. Quando analisado o coeficiente

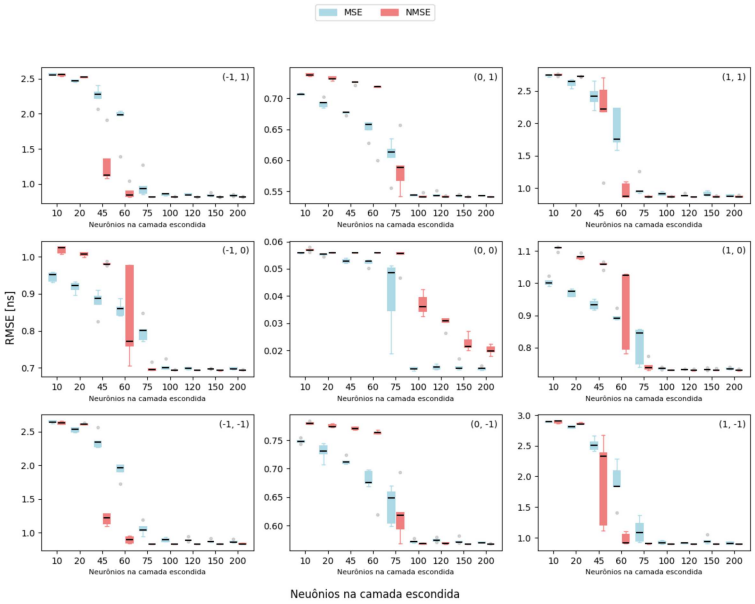
Figura 5.14 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

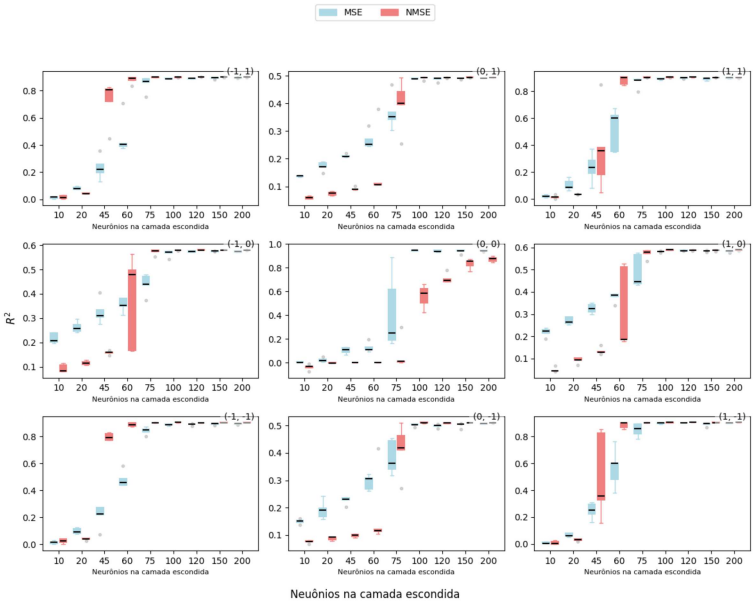
determinação, é visto que esse mesmo padrão se mantém, inclusive para a célula central, conforme ilustrado pela figura 5.16

Figura 5.15 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \to \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura 5.16 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

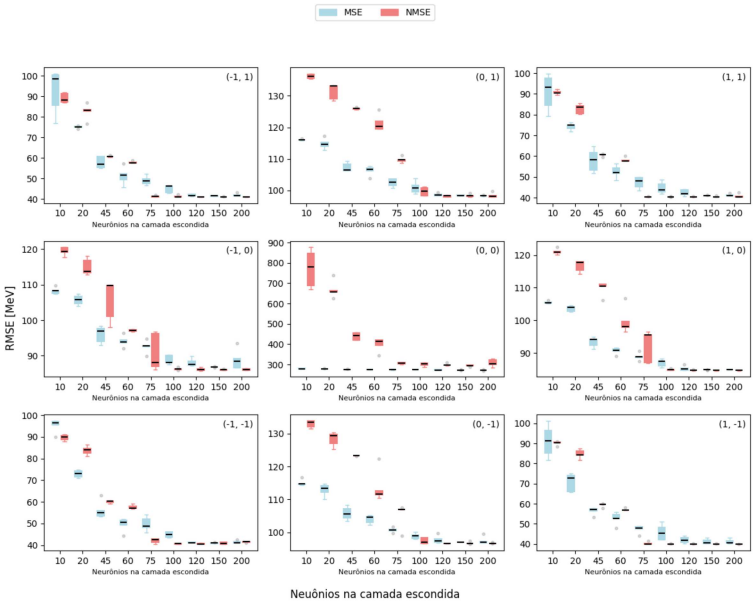
5.3.2 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 2$

Os resultados dos modelos são apresentados em gráficos *boxplot* nas figuras abaixo para $L = 2$, com incerteza dada pela melhor inicialização para cada *fold*. O treinamento utiliza as amostras dos sinais (S), sem *crosstalk*. A análise considera a energia e o tempo reconstruídos a partir das estimativas $\hat{S}$, usando o filtro ótimo. Na abcissa dos gráficos é mostrado o número de neurônios nas camadas escondidas, onde ambas camadas possuem a mesma quantidade destes.

O comportamento do erro na energia reconstruída para os modelos com duas camadas escondidas se mostrou similar aos modelos com $L = 1$, porém, a sua estabilização para o RMSE ocorreu para modelos com valores de NEU maiores. Como observado na figura 5.17, a melhor solução foi alcançada, na maior parte da vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$, para NEU $= 100$. Já na célula central, observa-se também que o MSE convergiu para a melhor solução com modelos menores que os modelos que foram treinados com o processo de otimização por NMSE. Novamente, para o R^2, é visto que o MSE alcança valores maiores para modelos com menos neurônios, além de superar o NMSE para todas as topologias avaliadas na célula central do aglomerado.

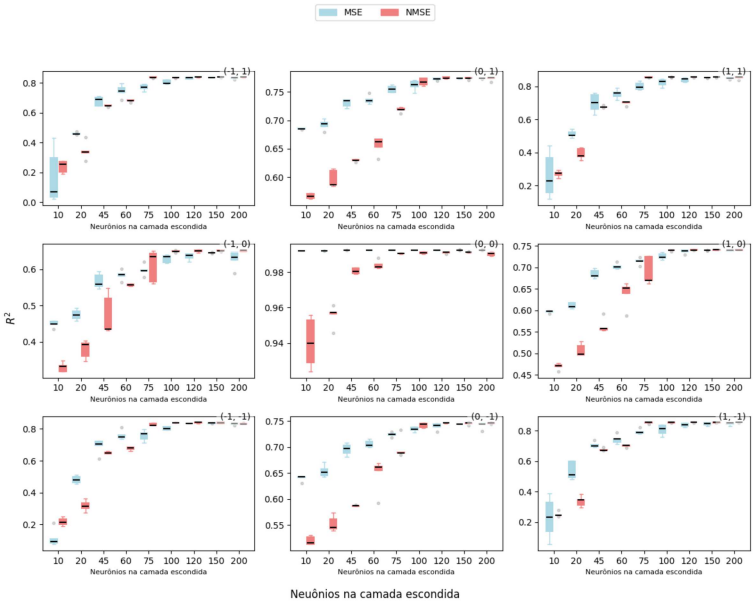
O tempo reconstruído apresenta uma disposição do RMSE onde as células na vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$ convergem para a melhor solução da série analisada com um número de neurônios menor para NMSE. Quando visto em detalhes, para estas mesmas células, a melhor solução alcançada para NEU ≥ 100 tem um erro ligeiramente inferior quando comparados aos modelos com MSE. Já para célula central, os modelos treinados

Figura 5.17 – RMSE da energia reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

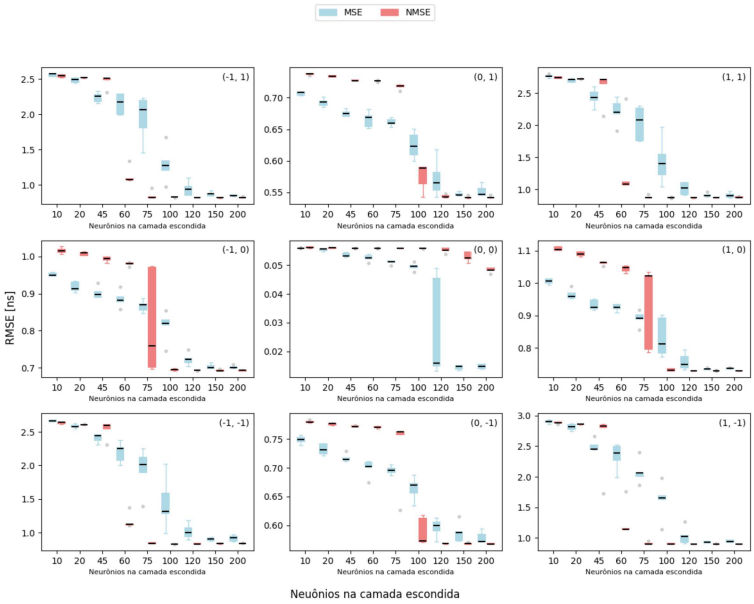
Figura 5.18 – R^2 da energia reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

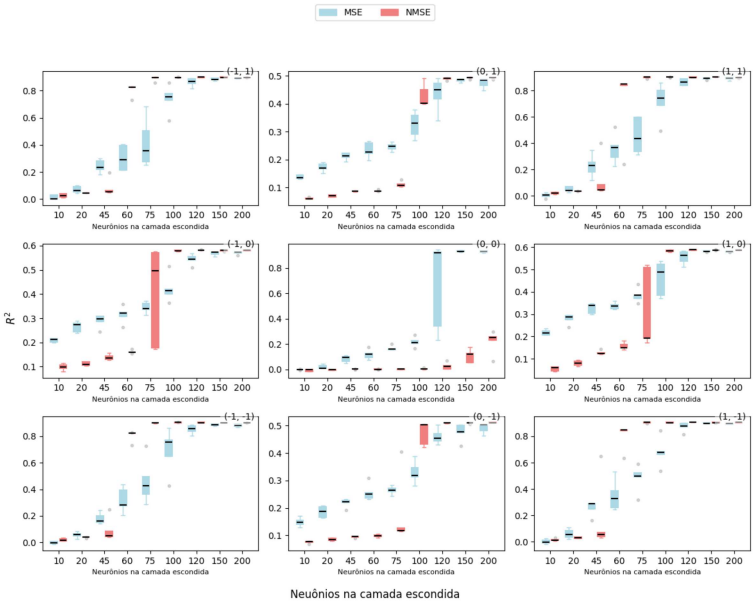
com NMSE não alcançam a melhor solução da série, como constatado para os modelos que usaram o MSE como processo de otimização. O R^2 mostra a mesma disposição discutida para $L = 1$, onde os modelos com NMSE obtiveram um desempenho inferior para a célula central, mas alcançaram os maiores valores para as células da sua vizinhança, conforme ilustrado na figura 5.20.

Figura 5.19 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura 5.20 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

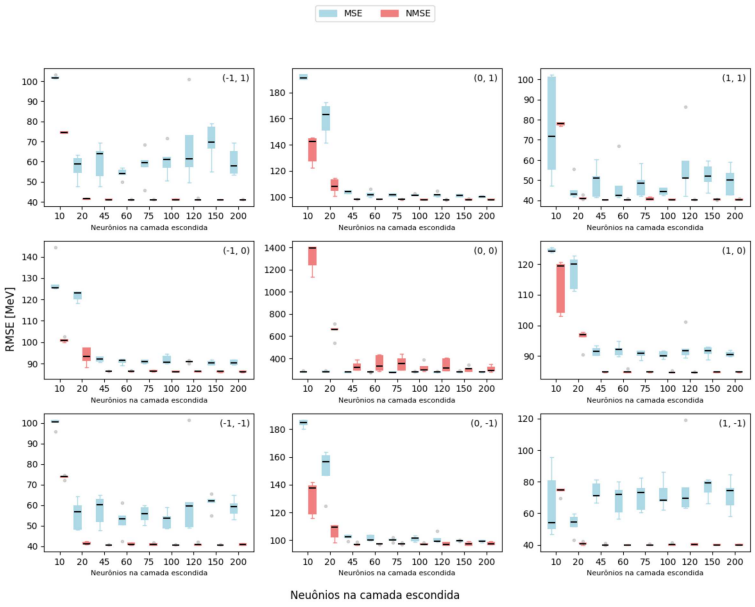
5.3.3 Modelo MLP $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ com $L = 1$

O desempenho dos modelos treinados com a topologia $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ estão expostos ao longo desta seção, também mostrando um comparativo entre as funções de perda compostas por MSE e NMSE, como exposto nas seções 5.3.1 e 5.3.2. No entanto, os

modelos com os pesos do OFC acoplados utilizaram, durante o treinamento, a própria energia (E) e o tempo (τ) reconstruídos sem a presença do *crosstalk* como valores-alvo. Os resultados a seguir são avaliados sobre a energia e o tempo reconstruídos a partir das amostras estimadas pelo modelo $\hat{S}$, utilizando o filtro ótimo que, após o treinamento, é desacoplado da MLP.

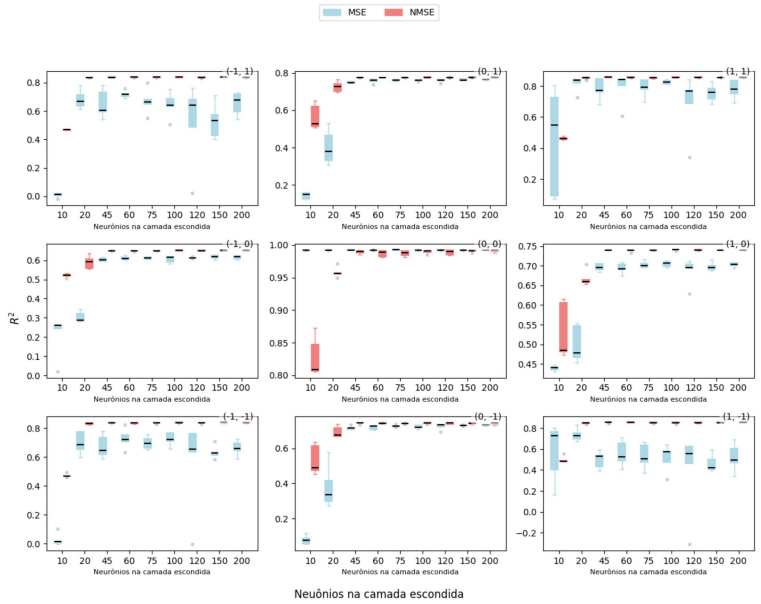
A energia reconstruída é analisada a partir do RMSE e do R^2 para os valores de neurônios na camada escondida, listados na Tabela 4.1. Nas Figuras 5.21 e 5.22 é possível observar que, para todas as células na vizinhança da célula mais quente (central), a estratégia de otimização com o NMSE mostrou-se mais efetiva para a minimização do erro, atingindo o menor valor da série observada com modelos menores aos treinados com MSE, como nas células da diagonal $x_\eta, y_\phi = [(1,-1), (1,1),(-1,1), (-1,-1)]$, para os modelos com NEU $= 45$. Já na célula mais quente, houve uma convergência para a melhor solução com o menor modelo avaliado, NEU $= 10$, através da otimização utilizando MSE. Este comportamento também foi observado nos modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e pode ser atribuído ao fato desta célula possuir a melhor resolução sinal-ruído dentre o aglomerado, junto ao fato do MSE se basear numa operação de diferença direta entre as amostras estimadas e esperadas, potencializada pela relação quadrática desta. Sendo assim, os modelos com os pesos otimizados utilizando NMSE, que utiliza uma normalização associada ao *batch* durante o treinamento, demonstraram um bom desempenho para sinais com relação sinal-ruído desfavoráveis, atingindo R^2 aproximado entre $0,70$ e $0,80$ para a vizinhança, enquanto a célula central mantém o coeficiente de determinação acima de $0,96$ pra célula central para ambos os métodos de otimização.

Figura 5.21 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\mathrm{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura 5.22 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\mathrm{centroide}}$.



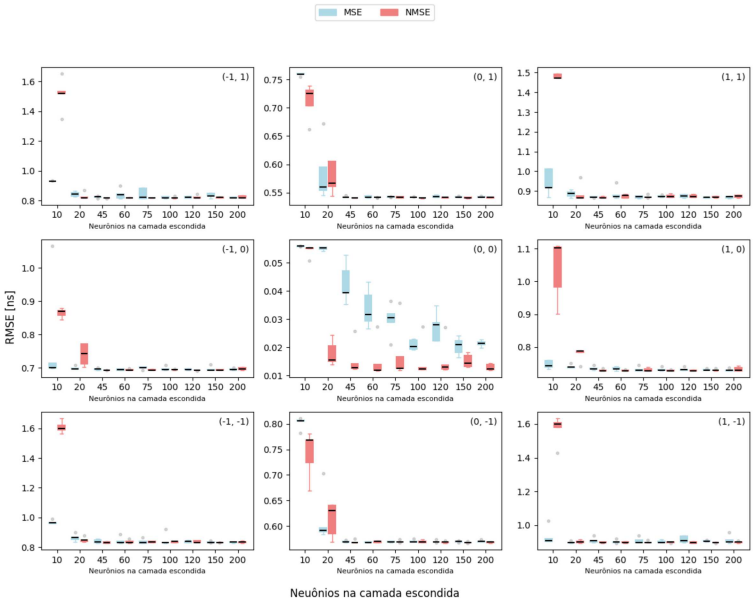
Fonte: Fonte: o autor.

O tempo reconstruído para os modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 1$, ilustrado pelas figuras 5.23 e 5.24, mostram que modelos otimizados com MSE e NMSE atingiram desempenhos similares para as células na vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$ com NEU $= 45$. O coeficiente de determinação para um subconjunto destas células, $x_\eta, y_\phi = [(-1, 0), (0, 1), (1, 1), (0, -1)]$, as quais recebem uma deposição de energia superior que as demais (cerca de duas vezes), varia entre, $0,50$ e $0,60$. As demais células da vizinhança que possuem, em grande parte, sinais de baixa energia próximos à amplitude do ruído eletrônico, alcançaram $R^2 = 0,90$. Já a célula central do aglomerado atingiu os melhores índices de reconstrução com os modelos otimizados com NMSE, a partir de NEU $= 20$, com $R^2 > 0,90$. Estes resultados podem ser correlacionados com a reconstrução da energia, onde é esperado que haja uma dependência desta com a reconstrução do tempo das células.

5.3.4 Modelo MLP $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 2$

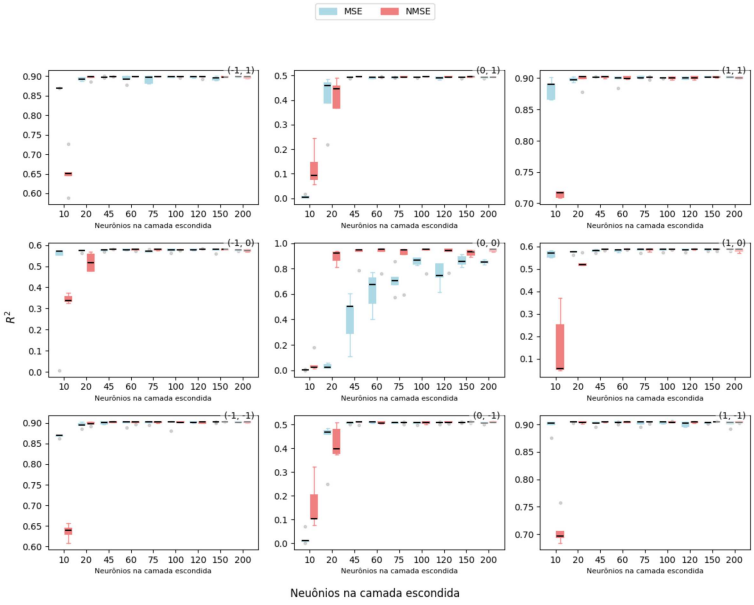
A reconstrução de energia dos modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 2$, ilustrada nas figuras 5.25 e 5.26, apresentou um perfil similar ao observado para os modelos com $L = 1$ e, diferente do observado entre os modelos $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 1$ e $L = 2$, os modelos com $L = 2$ não tiveram que ser maiores para manter o mesmo desempenho observado com $L = 1$. A mesma análise da reconstrução da variável tempo dos modelos com $L = 1$ também pode ser aplicada neste caso, porém com uma incerteza do erro relativamente maior, como observado pelas figuras 5.27 e 5.28.

Figura 5.23 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\mathrm{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura 5.24 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\mathrm{centroide}}$.

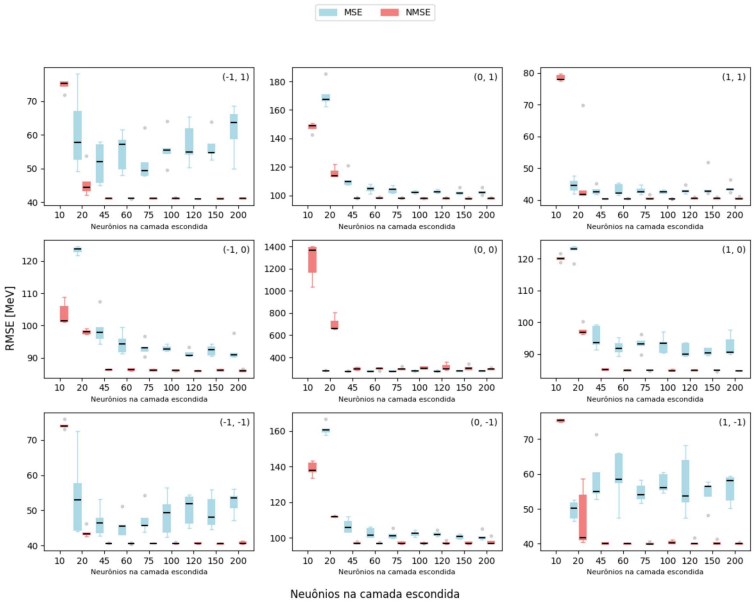


Fonte: Fonte: o autor.

5.3.5 Análise da dispersão da energia do chuveiro no aglomerado

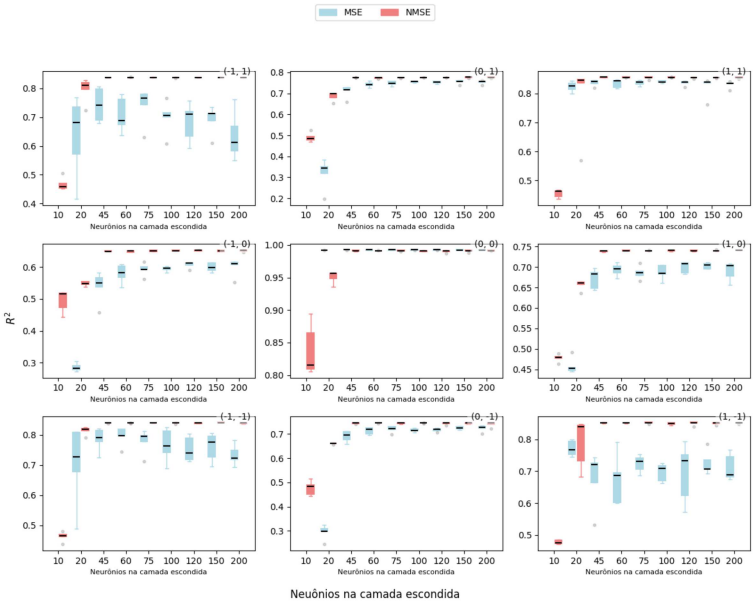
A distribuição da energia entre as células do aglomerado pode impactar tanto o nível de distorção dos sinais devido ao *crosstalk*, como também o desempenho dos modelos treinados para mitigar seu efeito. Tanto estes podem se adaptar melhor para certas faixas

Figura 5.25 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\mathrm{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

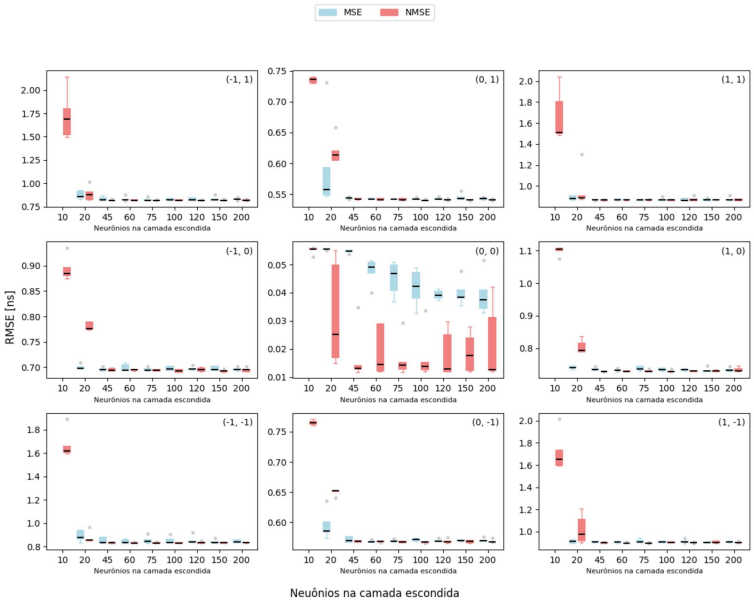
Figura 5.26 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\mathrm{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

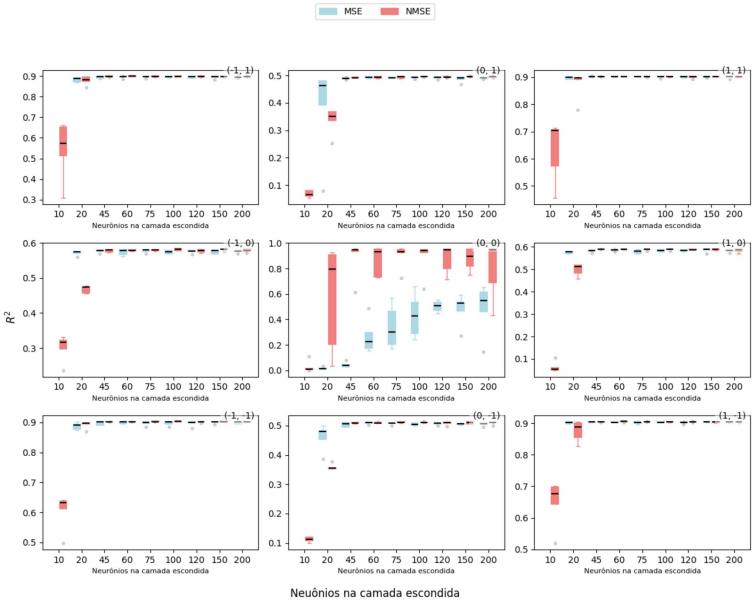
de energia, como, durante o processo de otimização, células com maior relação sinal-ruído podem dominar o erro durante o treinamento mantendo um bom desempenho geral mas, quando visto célula-a-célula, o desempenho de alguns canais podem estar muito abaixo do esperado.

Figura 5.27 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura 5.28 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.

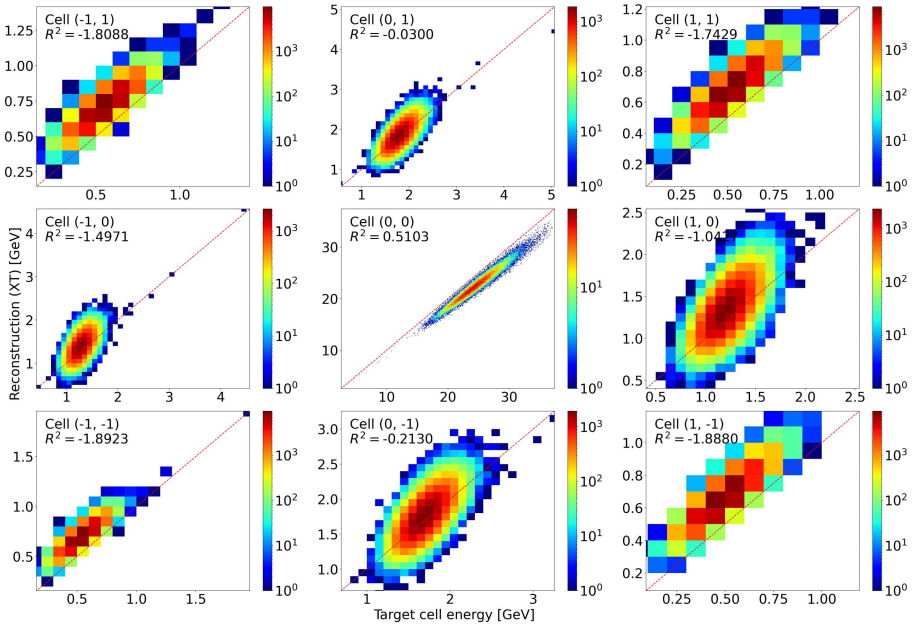


Fonte: Fonte: o autor.

Prosseguindo com a análise dos modelos treinados no conjunto de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$, estão ilustrados na figura 5.29 os histogramas bidimensionais da energia sem o *crosstalk*, pela energia reconstruída após adição de seu efeito no aglomerado. É possível notar claramente que a célula central detém a maior parcela da energia depositada e que há um desbalanço de energia entre suas células vizinhas. As células $(-1, 0)$, $(0, 1)$, $(1, 0)$ e $(0, -1)$

possuem cerca de três vezes mais energia que as demais.

Figura 5.29 – Histograma bidimensional para a energia reconstruída pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células de aglomerados 3×3 do conjunto $e^{-}_{\text{centroide}}$, em GeV. O tamanho dos intervalos (*bins*) é fixo para todos os gráficos e têm 100 MeV.

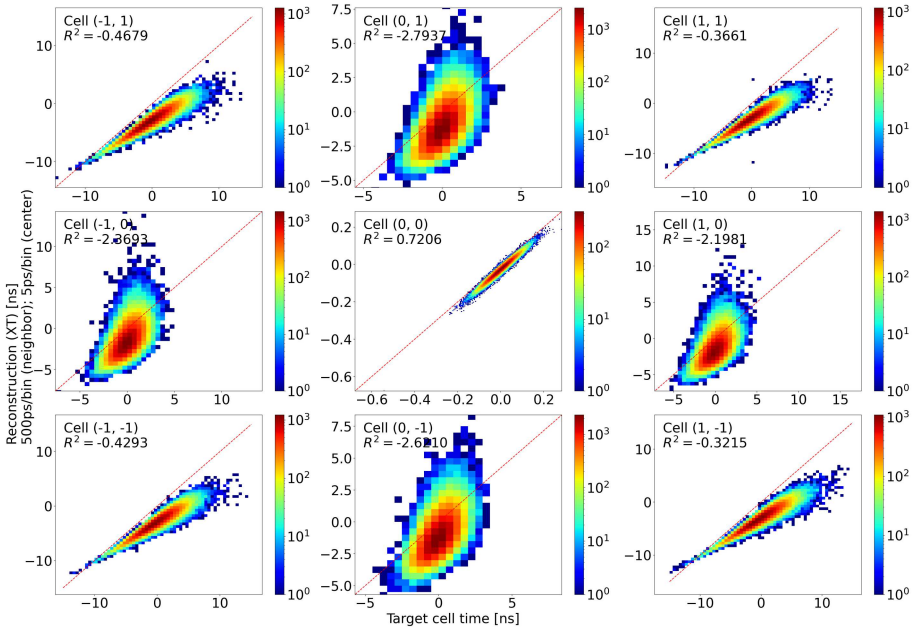


Fonte: Fonte: o autor.

Os histogramas bidimensionais do tempo reconstruído para cada célula do aglomerado com e sem *crosstalk* são apresentados pela figura 5.30, onde nota-se que as células menos energéticas possuem um espalhamento maior do tempo, quando comparado às demais. Observa-se também que a célula central tem uma distribuição do valor de τ altamente concentrada ao redor de zero. Ao sobrepor as duas imagens, fica mais evidente a dependência da energia na precisão da estimativa do tempo em meio ao ruído e, principalmente, a distorção causada pelo *crosstalk* nestes canais de leitura.

Ao juntarmos essas informações com os resultados das seções 5.3.1 à 5.3.4, colocam-se novas camadas sobre a interpretação dos resultados. Como verificado, os valores de desempenho do tempo reconstruído para os modelos $S \rightarrow \hat{S}$ para $L = 1$ e $L = 2$, com o processo de otimização por NMSE não tiveram bom desempenho para a célula central. No entanto, nas demais células, principalmente naquelas com menor deposição de energia, foi observado um desempenho superior aos modelos treinados com MSE. Este fato representa um forte indício de uma maior capacidade de adaptação para regiões com baixa relação sinal-ruído, quando o modelo é treinado com o NMSE. Em contrapartida, os modelos têm sua capacidade de generalização impactada, visto que para faixas de energia maiores, como na célula central, estes ficaram bem abaixo do desempenho dos modelos com MSE. Este, por sinal, demonstrou maior capacidade de generalização, convergindo para a melhor solução da série em todos os cenários e métricas analisadas. Quando avaliados os modelos

Figura 5.30 – Histograma bidimensional para o tempo reconstruído pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células do aglomerado 3×3 do conjunto $e^{-}_{\text{centroide}}$, em ns. O tamanho dos intervalos (*bins*) para o gráfico da célula da $(0, 0)$ é de 5 ps, enquanto às células de sua vizinhança é de 500 ps.



Fonte: Fonte: o autor.

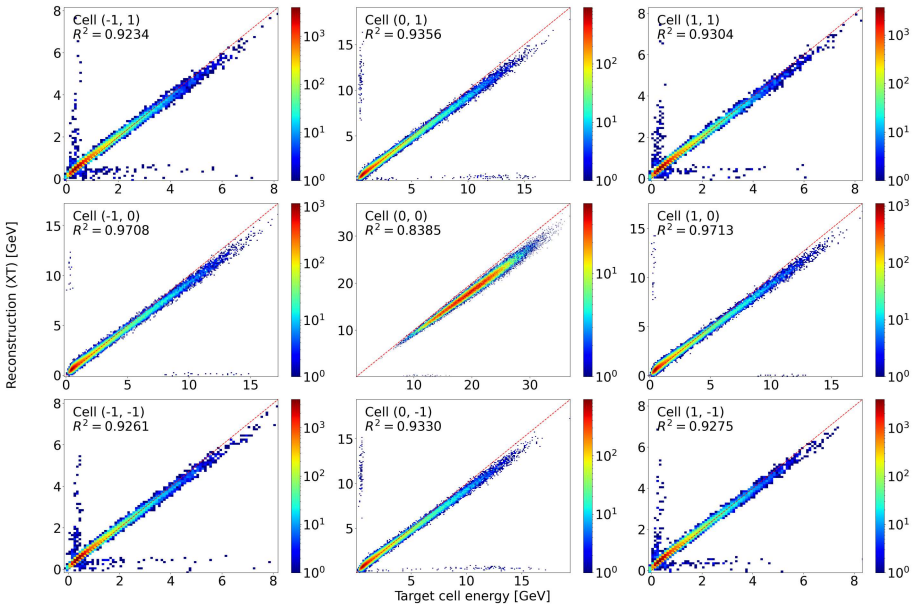
com arquitetura $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ este cenário se altera, principalmente, na convergência para a melhor solução com modelos menores quando combinado com o NMSE.

Os dados do conjunto e^{-}_{volume} apresentam uma dispersão da energia no aglomerado 3×3 diferente do observado para o conjunto $e^{-}_{\text{centroide}}$, conforme indicado pelos seus histogramas sobrepostos na Figura 5.7(a), onde todas as células deste são consideradas. A distribuição da energia e do tempo reconstruídos pelo OFC com *crosstalk* (eixo y) e sem (eixo x), estão ilustrados para cada célula nas figuras 5.31 e 5.32, respectivamente. Nota-se claramente que e^{-}_{volume} distribui a energia de maneira menos desigual entre as células do aglomerado, principalmente entre as células na primeira vizinhança da célula central, que também pode ser observado na Figura 5.12. A energia máxima das células $x_\eta, y_\phi = [(-1, 0), (0, 1), (1, 0), (0, -1)]$ é, aproximadamente, duas vezes maior que das demais células da vizinhança, sendo uma proporção menor que o observado para as mesmas células no conjunto $e^{-}_{\text{centroide}}$. Outra característica interessante quando comparadas as distribuições de energia para os dois conjuntos é que, conforme mecanismo analisado a partir da Figura 5.9, o *crosstalk* tem seu efeito mais evidente em células com baixa energia, vizinhas de células com energia ordens de magnitude superior, proporcionalmente, no mesmo evento. Este mecanismo perde força quando o balanço de energia no aglomerado é mais equilibrado, causando menos distorções relativas ao *crosstalk*, no entanto, ainda observáveis, como os eventos dispersos afastados da linha diagonal para todas as células

na vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$, na Figura 5.31.

O tempo reconstruído para os dados do conjunto e^-_{volume} segue o mesmo padrão observado, anteriormente, para os dados $e^-_{\text{centroide}}$, onde sua dispersão é maior quanto menos energia a célula recebe, sendo o contrário também evidente, principalmente para a célula central. Valores de $\tau = 0$ representam eventos que têm energias inferiores a $2\sigma_{\text{ruído}}$ visto que energias muito pequenas tendem a estimar tempos extremamente altos, sendo considerados apenas flutuações estatísticas sem representar um valor de tempo físico, logo se torna necessária a aplicação deste corte para manter a integridade dos dados de tempo reconstruído. Na Seção 5.4 é feita uma análise quantitativa dos melhores modelos analisados nas seções anteriores.

Figura 5.31 – Histograma bidimensional para a energia reconstruída pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células de aglomerados 3×3 do conjunto e^-_{volume}, em GeV. O tamanho dos intervalos (*bins*) é fixo para todos os gráficos e têm 100 MeV.

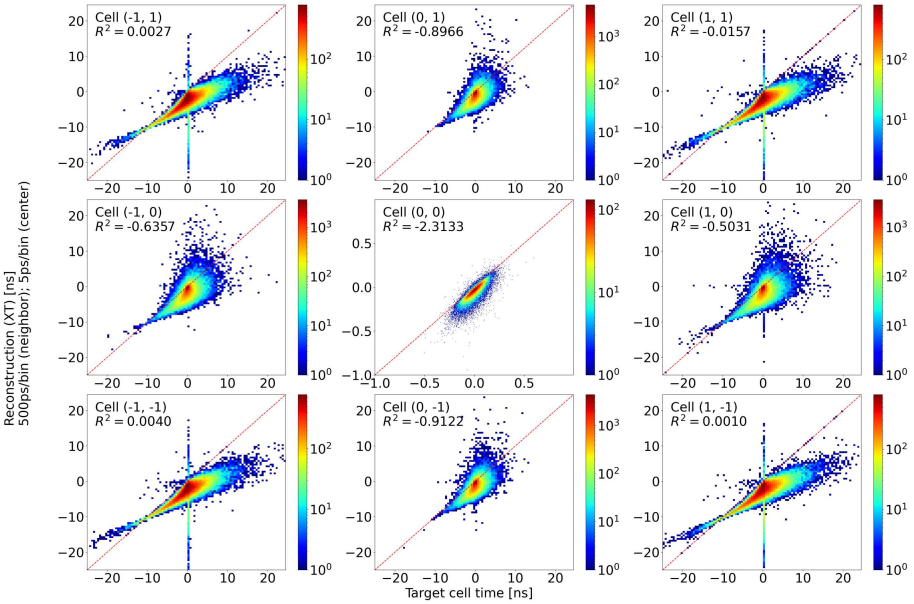


Fonte: Fonte: o autor.

5.4 Seleção e comparação dos melhores modelos

Após o processo de treinamento e análise dos modelos propostos variando o número de neurônios e o processo de otimização, foram selecionados um modelo por valor de L e para cada estratégia de treinamento. Esta seleção teve como critério o R^2 da energia e do tempo reconstruídos, resultando em uma única configuração de modelo de MLP para ambas variáveis. Durante a seleção, o modelo deveria figurar entre os maiores valores do coeficiente de determinação para um dado valor da série de neurônios (NEU) para todas as células do aglomerado para ambas energia e tempo. Além disso, foi imposta uma outra

Figura 5.32 – Histograma bidimensional para o tempo reconstruído pelo OF a partir de S (abcissa) e sua reconstrução com XT (ordenada), para as células do aglomerado 3×3 do conjunto e^{-}_{volume}, em ns. O tamanho dos intervalos (*bins*) para o gráfico da célula da $(0, 0)$ é de 5 ps, enquanto às células de sua vizinhança é de 500 ps.



Fonte: Fonte: o autor.

restrição quanto ao tamanho do modelo que, caso este apresente um R^2 estatisticamente equivalente a um modelo com mais neurônios, ou o aumento em seu número de parâmetros não converta em um desempenho relativo equivalentemente superior, o modelo mais compacto será priorizado neste processo. Deste modo, as configurações selecionadas estão listadas na Tabela 5.1 onde na primeira coluna é dado um nome ao modelo, baseado à sua configuração, de forma a identificá-lo diretamente na descrição e análise dos resultados apresentados ao longo desta seção, sendo a primeira letra um indicativo do conjunto de dados utilizado durante o processo de treinamento, sendo "C" para $e^{-}_{\text{centroide}}$ e "V" para e^{-}_{volume}. Os demais atributos estão listados abaixo:

- SS: $S \rightarrow \hat{S}$.
- SET: $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$.
- L1: $L = 1$.
- L2: $L = 2$.
- MSE e NMSE são os processo de otimização usados.
- NEU faz referência ao número de neurônios na camada oculta caso $L = 1$ e em ambas camadas ocultas, se $L = 2$.

Tabela 5.1 – Melhores modelos MLP selecionados para mitigação do *crosstalk*.

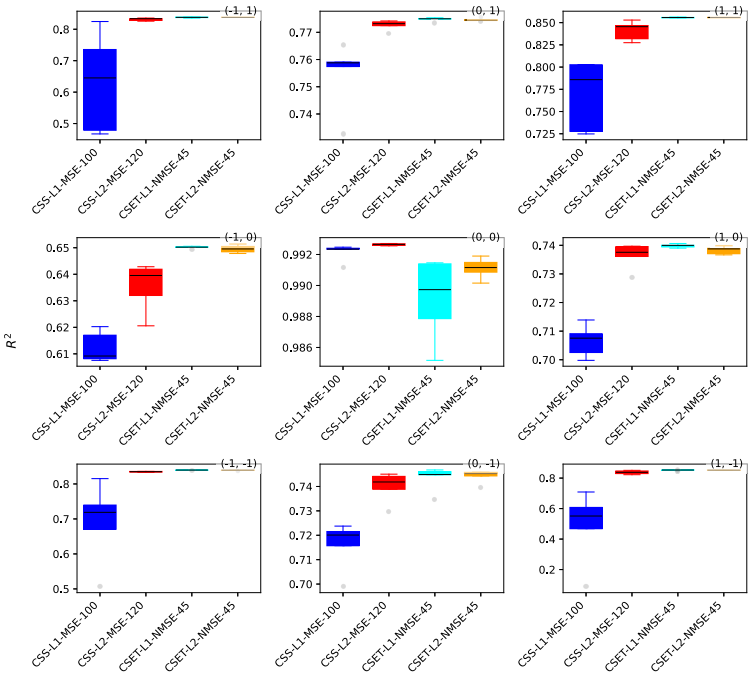
Modelo	**Estratégia de treinamento**	**Camadas Ocultas (L)**	**Otimização**	**NEU**
CSS-L1-MSE-100	$S \rightarrow \hat{S}$	1	MSE	100
CSS-L2-MSE-120	$S \rightarrow \hat{S}$	2	MSE	120
CSET-L1-NMSE-45	$S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$	1	NMSE	45
CSET-L2-NMSE-45	$S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$	2	NMSE	45
VSS-L1-MSE-100	$S \rightarrow \hat{S}$	1	MSE	100
VSS-L2-MSE-120	$S \rightarrow \hat{S}$	2	MSE	120
VSET-L1-NMSE-100	$S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$	1	NMSE	100
VSET-L2-MSE-75	$S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$	2	MSE	75

Tabela 5.2 – Comparação do R^2 da energia reconstruída para modelos treinados com o conjunto de dados $e^{-}_{\mathrm{centroide}}$.

Modelo	(-1,-1)	(-1,0)	(-1,1)	(0,-1)	(0,0)	(0,1)	(1,-1)	(1,0)	(1,1)
OFC	-1.89(6)	-1.50(5)	-1.81(4)	-0.21(2)	0.51(1)	-0.03(2)	-1.89(3)	-1.04(1)	-1.74(4)
CSS-L1-MSE-100	0.69(10)	0.61(1)	0.63(14)	0.72(1)	0.99(0)	0.75(1)	0.48(21)	0.71(0)	0.77(4)
CSS-L2-MSE-120	0.83(0)	0.64(1)	0.83(0)	0.74(1)	0.99(0)	0.77(0)	0.84(1)	0.74(0)	0.84(1)
CSET-L1-NMSE-45	0.84(0)	0.65(0)	0.84(0)	0.74(0)	0.99(0)	0.77(0)	0.85(0)	0.74(0)	0.86(0)
CSET-L2-NMSE-45	0.84(0)	0.65(0)	0.84(0)	0.74(0)	0.99(0)	0.77(0)	0.85(0)	0.74(0)	0.86(0)

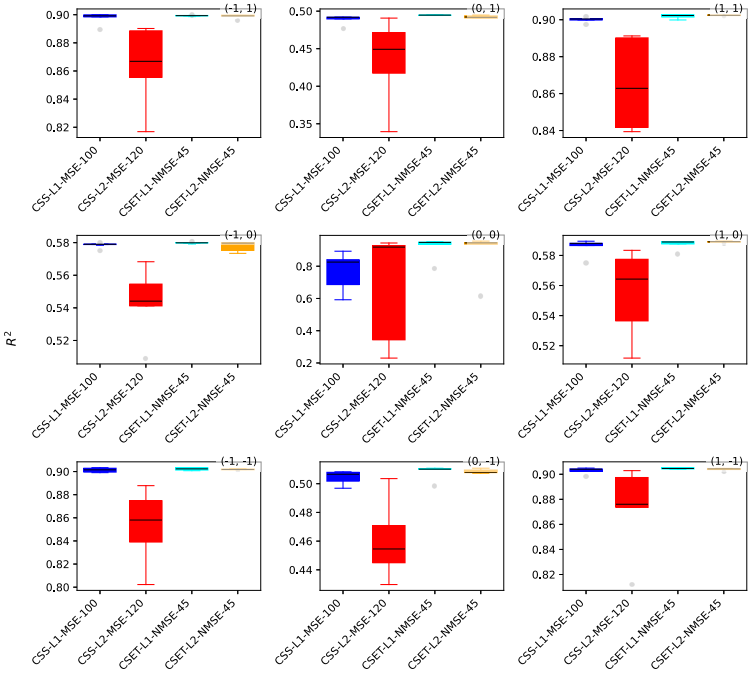
Para os dados com elétrons direcionados ao centro da célula $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$, o desempenho da reconstrução da energia apresentou obteve resultados semelhantes em todos os modelos avaliados para a célula, central com média do $R^2 > 0,99$, conforme ilustrado pela Figura 5.33. Já nas células da vizinhança com maior relação sinal-ruído $x_\eta, y_\phi = [(-1, 0), (0, 1), (1, 0), (0, -1)]$, os modelos treinados com a estratégia $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e NMSE se mostraram ligeiramente superiores aos treinados com $S \rightarrow \hat{S}$ e MSE. Nas demais células, essa diferença foi menor, cujo desempenho foi equiparado ao comparar modelos treinados com MSE com mais neurônios. Já na reconstrução do tempo, ilustrada na Figura 5.34, o modelo CSS-L2-MSE-120 que se equiparou aos modelos CSET-NMSE em eficiência na reconstrução de energia, mostrou uma alta variância, principalmente nas células com baixa relação sinal-ruído $x_\eta, y_\phi = [(-1, -1), (-1, 1), (1, 1), (1, -1)]$. A sobreposição de ambas variáveis mostra uma boa adaptação à cenários com alta variabilidade de relação sinal-ruído para os modelos CSET-NMSE, além destes convergirem para a melhor solução da série analisada com um conjunto de parâmetros menor que os modelos CSS-MSE. Este fato é numericamente demonstrado pelas tabelas 5.2 e 5.3 onde os valores destacados são as melhores médias do R^2 para cada célula do aglomerado e, o valor em parêntesis, representa a incerteza relativa aos últimos dígitos. Nota-se nestas tabelas que o OFC foi adicionado como referência para a reconstrução dos sinais com as mesmas condições de *crosstalk* dos modelos MLP.

Figura 5.33 – Comparativo do R^2 da energia reconstruída para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura 5.34 – Comparativo do R^2 do tempo reconstruído para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados $e^-_{\text{centroide}}$.



Fonte: Fonte: o autor.

Os dados com elétrons direcionados para todo o volume da célula $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$

Tabela 5.3 – Comparação do R^2 do tempo reconstruído para modelos treinados com o conjunto de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$.

Modelo	(-1,-1)	(-1,0)	(-1,1)	(0,-1)	(0,0)	(0,1)	(1,-1)	(1,0)	(1,1)
OFC	-0.43(1)	-2.37(6)	-0.47(3)	-2.62(5)	0.72(0)	-2.79(5)	-0.32(3)	-2.20(5)	-0.37(2)
CSS-L1-MSE-100	0.90(0)	0.58(0)	0.90(0)	0.50(0)	0.77(11)	0.49(1)	0.90(0)	0.59(1)	0.90(0)
CSS-L2-MSE-120	0.85(3)	0.54(2)	0.86(3)	0.46(3)	0.67(32)	0.43(5)	0.87(3)	0.55(3)	0.87(2)
CSET-L1-NMSE-45	0.90(0)	0.58(0)	0.90(0)	0.51(0)	0.91(6)	0.49(0)	0.90(0)	0.59(0)	0.90(0)
CSET-L2-NMSE-45	0.90(0)	0.58(0)	0.90(0)	0.51(0)	0.88(13)	0.49(0)	0.90(0)	0.59(0)	0.90(0)

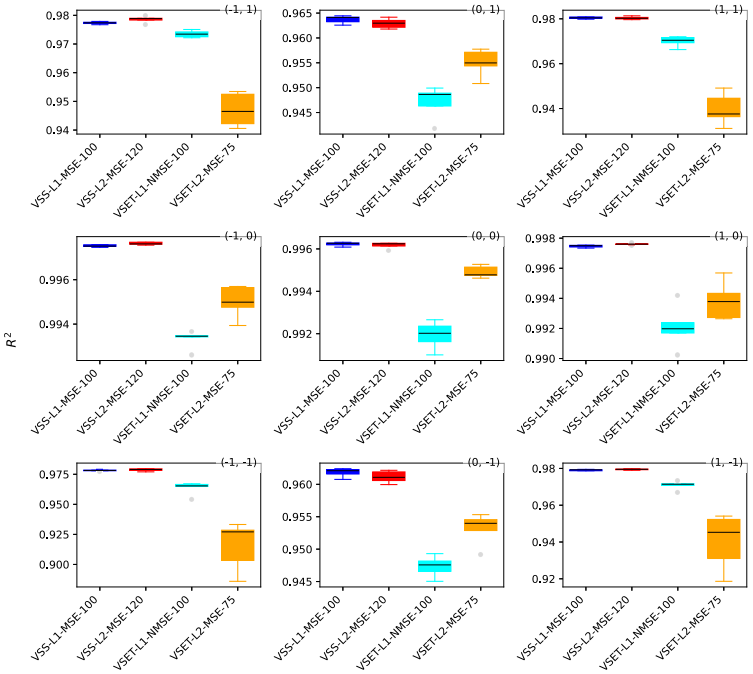
tiveram seus resultados para o R^2 agregados pelas figuras 5.35 e 5.36 para energia e tempos reconstruídos, respectivamente. Nota-se que a reconstrução de energia em todo o aglomerado, para todos os métodos, apresentou $R^2 > 0,90$. A partir da Tabela 5.4, que mostra os valores do coeficiente de determinação para cada um dos modelos selecionados em todas as células do aglomerado, é possível observar que mesmo o OFC foi menos afetado pelo *crosstalk* na reconstrução de energia, quando comparado à reconstrução com os dados $e^{-}_{\text{centroide}}$. Conforme discutido ao longo das seções 5.2 e 5.3.5, células com baixa deposição de energia na vizinhança de uma célula com alta energia depositada tendem a sofrer mais com o *crosstalk* originado nesta célula mais energética. Este caso descreve o contexto construído no conjunto de dados $e^{-}_{\text{centroide}}$ mas, nos dados e^{-}_{volume} isto é visto de maneira menos intensa, dado que, para grande parte dos eventos, a energia tende a estar depositada de maneira mais dispersa nas células do aglomerado 3×3. Sendo assim, o *crosstalk* produzido em uma célula vizinha tende a ser, relativamente, menos intenso para este cenário. Dito isto, os modelos otimizados com MSE obtiveram um desempenho ligeiramente superior, atribuído principalmente à moderada relação sinal-ruído observada para as células da vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$.

O R^2 da reconstrução do tempo para os dados e^{-}_{volume}, ilustrado pela Figura 5.36 apresenta um cenário particular onde, mesmo com um valor próximo de $R^2 \to 1.0$ para a energia reconstruída, não resultou em um acréscimo de desempenho significativo para a variável tempo. Os modelos VSET mostraram um desempenho superior para todas as células analisadas, independente do método de otimização utilizado, como destacado em azul na Tabela 5.5.

O processo de treinamento dos modelos MLP dos modelos SET utilizou a função de perda da energia e do tempo reconstruídos com o OFC de maneira combinada. Mesmo que estes modelos mostrassem um desempenho superior para o tempo, foi apresentada uma perda da eficiência para a energia reconstruída que direciona o desenvolvimento de novos modelos para modelos especializados por variável de reconstrução. Outra característica dos dados em um detector de partículas pode fornecer é a trajetória da partícula que, ao ser correlacionada aos aglomerados nos calorímetros, pode fornecer um conhecimento especialista adicional sobre a dinâmica do evento para o modelo de

aprendizagem de máquina. Estas coordenadas permitiriam que um modelo se torne adaptativo à distribuição de energia entre as células de um aglomerado, explorada neste trabalho a partir de dois conjuntos de dados com dinâmicas de colisões distintas, ampliando sua capacidade de generalização. Isto também forneceria ao modelo uma maior diversidade de perfis de impacto do *crosstalk* no aglomerado aumentando a complexidade do problema de aprendizagem de máquina, justificando a utilização de modelos com mais recursos que redes *multilayer perceptron* como CNNs e redes neurais profundas (DNNs – do inglês, *Deep Neural Networks*).

Figura 5.35 – Comparativo do R^2 da energia reconstruída para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.

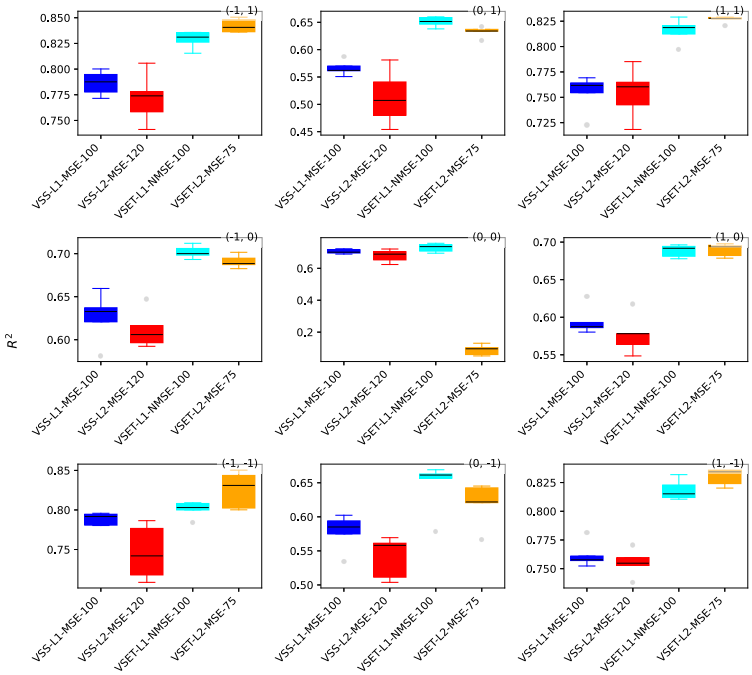


Fonte: Fonte: o autor.

Tabela 5.4 – Comparação do R^2 para reconstrução de energia utilizando o conjunto de dados e^{-}_{volume}.

Modelo	(-1,-1)	(-1,0)	(-1,1)	(0,-1)	(0,0)	(0,1)	(1,-1)	(1,0)	(1,1)
OFC	0.93(1)	0.97(1)	0.92(2)	0.93(1)	0.84(0)	0.94(0)	0.93(1)	0.97(1)	0.93(1)
VSS-L1-MSE-100	0.98(0)	1.00(0)	0.98(0)	0.96(0)	1.00(0)	0.96(0)	0.98(0)	1.00(0)	0.98(0)
VSS-L2-MSE-120	0.98(0)	1.00(0)	0.98(0)	0.96(0)	1.00(0)	0.96(0)	0.98(0)	1.00(0)	0.98(0)
VSET-L1-NMSE-100	0.96(0)	0.99(0)	0.97(0)	0.95(0)	0.99(0)	0.95(0)	0.97(0)	0.99(0)	0.97(0)
VSET-L2-MSE-75	0.92(2)	1.00(0)	0.95(1)	0.95(0)	0.99(0)	0.96(0)	0.94(1)	0.99(0)	0.94(1)

Figura 5.36 – Comparativo do R^2 do tempo reconstruído para os melhores modelos selecionados em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

Tabela 5.5 – Comparação do R^2 para reconstrução de tempo utilizando o conjunto de dados e^{-}_{volume}.

Modelo	(-1,-1)	(-1,0)	(-1,1)	(0,-1)	(0,0)	(0,1)	(1,-1)	(1,0)	(1,1)
OFC	0.00(2)	-0.64(4)	0.00(2)	-0.91(7)	-2.33(53)	-0.90(11)	0.00(1)	-0.50(2)	-0.02(3)
VSS-L1-MSE-100	0.79(1)	0.63(3)	0.79(1)	0.58(2)	0.71(1)	0.57(1)	0.76(1)	0.59(2)	0.75(2)
VSS-L2-MSE-120	0.75(3)	0.61(2)	0.77(2)	0.54(3)	0.68(4)	0.51(4)	0.76(1)	0.58(2)	0.75(2)
VSET-L1-NMSE-100	0.80(1)	0.70(1)	0.83(1)	0.65(3)	0.73(2)	0.65(1)	0.82(1)	0.69(1)	0.82(1)
VSET-L2-MSE-75	0.83(2)	0.69(1)	0.84(1)	0.62(3)	0.09(3)	0.63(1)	0.83(1)	0.69(1)	0.83(0)

6 Considerações finais e perspectivas futuras

Neste trabalho, foram incorporados no *framework* Lorenzetti *showers* o tempo de voo de uma partícula, assim como a calibração da fase do sinal de leitura de modo a sincronizá-los para um mesmo evento, ao longo de todo o barril de seu calorímetro eletromagnético. Além disso, um simulador do efeito de *crosstalk* foi desenvolvido como um módulo adicional, com o intuito de estudar seu impacto na energia e tempo reconstruídos célula-a-célula, além de como este afeta o aglomerado, em diferentes chuveiros desencadeados por elétrons e pósitrons nas camadas EM1 e EM2. A partir disso, se iniciaram estudos que se propõem a mitigar o efeito do *crosstalk* nas células do aglomerado com o uso de aprendizagem de máquina. Foram propostas duas topologias, onde a primeira é construída com a correção direta dos sinais de cada uma das células em aglomerados 3×3 ($S \rightarrow \hat{S}$), avaliadas diretamente sobre a função de erro aplicada sobre esses sinais. Já a segunda, chamada de $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$, acopla o OFC durante o treinamento, extraindo a função de perda diretamente da energia e do tempo reconstruídos a partir da correção aplicada ao sinal das células.

Os resultados para a análise do tempo de voo, o simulador de *crosstalk* e os modelos construídos para mitigação deste efeito foram apresentados e discutidos com profundidade no capítulo anterior sob a perspectiva de duas formas de otimização dos modelos. A partir destes estudos, é possível refletir que:

- A incorporação do tempo de voo ao *Lorenzetti Showers* foi detalhada e validada como uma nova variável do *framework*, sendo aplicada em estudos de *crosstalk* em um calorímetro eletromagnético. Além disso, o trabalho explorou técnicas de calibração do tempo de voo em detectores de partículas, utilizando a geometria de um calorímetro finamente segmentado. O *framework* mostrou-se adequado para investigar técnicas de calibração que possam, futuramente, ser implementadas em detectores reais.

- O simulador de *crosstalk* foi analisado desde um caso de uso simples com duas células até ao nível de um aglomerado de 3×3 células. O intuito foi explorar e entender os impactos e limites da ferramenta desenvolvida e ampliar a reflexão dos resultados de mitigação do *crosstalk*. Como toda modelagem de um efeito físico, ainda há um espaço para incorporar efeitos do mundo real para o emulador, permitindo estudos mais detalhados e, futuramente, a utilização de modelos em um detector real.

- A mitigação do *crosstalk* seguiu uma metodologia majoritariamente qualitativa visto que o objetivo deste trabalho é explorar as capacidades do *framework* de simulação e a complexidade dos dados construídos quando o emulador de *crosstalk* é utilizado junto com um simulador de física com Geant4, amplamente consolidado na comunidade

de pesquisa em física de partícula. Novas estruturas de dados podem ser criadas de modo a visualizar o impacto do *crosstalk* em análises físicas que não sejam apenas a partir de partículas únicas, como as utilizadas ao longo deste trabalho, mas sim considerando toda a reconstrução de um evento e os processos de filtragem que se baseiam, em grande parte, nas variáveis de forma de chuveiro (*shower shapes*).

Bibliografia

[1] IPEA. *A ciência e a tecnologia como estratégia de desenvolvimento*. 2019. URL: https://www.ipea.gov.br/cts/pt/central-de-conteudo/artigos/artigos/116-a-ciencia-e-a-tecnologia-como-estrategia-de-desenvolvimento.

[2] James D. Watson. *The Double Helix: A Personal Account of the Discovery of the Structure of DNA*. Touchstone Books, 2001.

[3] Hopestone Kayiska Chavula. "Telecommunications development and economic growth in Africa". Em: *Information Technology for Development* 19.1 (2013), pp. 5–23.

[4] HC King. *The History of the Telescope*. Dover, 2003.

[5] Jim Baggott. *The quantum story: a history in 40 moments*. OUP Oxford, 2011.

[6] Doglas A Skoog, F James Holler e Stanley R Crouch. "Principles of instrumental analysis". Em: *Cengage learning. core. ac. uk.* (2019). URL: https://core.%20ac.%20uk/download/pdf/232277508.pdf.

[7] Hermann Kolanoski e Norbert Wermes. *Particle Detectors: Fundamentals and Applications*. Oxford University Press, USA, 2020.

[8] John G Webster. *Medical instrumentation: application and design*. John Wiley & Sons, 2009.

[9] M Di Paolo Emilio. "Data acquisition systems". Em: *Cham, Switzerland: Springer* (2013).

[10] Feng Zhao e Leonidas J Guibas. *Wireless sensor networks: an information processing approach*. Morgan Kaufmann, 2004.

[11] Prabhakar S Naidu. *Sensor array signal processing*. CRC press, 2009.

[12] Stephen Myers e Emilio Picasso. "The LEP collider". Em: *Scientific American* 263.1 (1990), pp. 54–61.

[13] Lyndon Evans e Philip Bryant. "LHC machine". Em: *Journal of instrumentation* 3.08 (2008), S08001.

[14] A Chan et al. "Performance of the HPC calorimeter in DELPHI". Em: *IEEE transactions on nuclear science* 42.4 (1995), pp. 491–498.

[15] Georges Aad et al. "The ATLAS experiment at the CERN large hadron collider". Em: *Journal of Instrumentation (JINST 3 S08003)* (2008).

[16] David Gann e Mark Dodgson. *World Economic Forum - Davos Agenda: How investing in big science benefits industrial innovation*. 2022. URL: https://www.weforum.org/agenda/2022/01/investment-in-big-science-benefits-industrial-innovation/.

[17] Georges Aad et al. “Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC”. Em: *Physics Letters B* 716.1 (2012), pp. 1–29.

[18] Mary K Gaillard, Paul D Grannis e Frank J Sciulli. “The standard model of particle physics”. Em: *Reviews of Modern Physics* 71.2 (1999), S96.

[19] *ATLAS liquid-argon calorimeter: Technical Design Report*. Technical design report. ATLAS. Geneva: CERN, 1996. DOI: 10.17181/CERN.FWRW.FOOQ. URL: https://cds.cern.ch/record/331061.

[20] Marzio Nessi et al. *ATLAS high-level trigger, data-acquisition and controls: Technical Design Report*. Rel. técn. ATLAS-TDR-016, 2003.

[21] Werner Herr e B Muratori. “Concept of luminosity”. Em: *CERN Accelerator School* (2006). DOI: 10.5170/CERN-2006-002.361. URL: https://cds.cern.ch/record/941318.

[22] R.M. Brown e D.J.A. Cockerill. “Electromagnetic calorimetry”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 666 (2012). Advanced Instrumentation, pp. 47–79. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nima.2011.03.017. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900211005572.

[23] Caroline Collard. “Electronic calibration of the ATLAS LAr calorimeter”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 623.1 (2010). 1st International Conference on Technology and Instrumentation in Particle Physics, pp. 246–248. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nima.2010.02.210. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016890021000495X.

[24] Tejinder S Virdee. “Calorimetry”. Em: *Techniques and Concepts of High Energy Physics X*. Springer, 1999, pp. 335–386.

[25] The ATLAS Collaboration. *Improving topological cluster reconstruction using calorimeter cell timing in ATLAS*. Rel. técn. 58 pages in total, author list starting page 40, 18 figures, 4 tables, submitted to EPJC. All figures including auxiliary figures are available at http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PAPERS/JETM-2023-01. Geneva: CERN, 2023. arXiv: 2310.16497. URL: http://cds.cern.ch/record/2877020.

[26] M Aharrouche et al. “Time resolution of the ATLAS barrel liquid argon electromagnetic calorimeter”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 597.2-3 (2008), pp. 178–188.

[27] J Labbe e R Ishmukhametov. *Crosstalk Measurements in the Electromagnetic Calorimeter during ATLAS Final Installation*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2009. URL: https://cds.cern.ch/record/1143373.

[28] M.V. Araújo et al. "Lorenzetti Showers - A general-purpose framework for supporting signal reconstruction and triggering with calorimeters". Em: *Computer Physics Communications* 286 (2023), p. 108671. ISSN: 0010-4655. DOI: https://doi.org/10.1016/j.cpc.2023.108671. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010465523000164.

[29] S. Agostinelli et al. "Geant4—a simulation toolkit". Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 506.3 (2003), pp. 250–303. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/S0168-9002(03)01368-8. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900203013688.

[30] J. Allison et al. "Geant4 developments and applications". Em: *IEEE Transactions on Nuclear Science* 53.1 (2006), pp. 270–278. DOI: 10.1109/TNS.2006.869826.

[31] J. Allison et al. "Recent developments in Geant4". Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 835 (2016), pp. 186–225. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nima.2016.06.125. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900216306957.

[32] Alvaro Lopez Solis. "Contribution à la mesure d'énergie et du temps des électrons et des photons dans l'expérience ATLAS et recherche de la production de matière noire en association avec un boson de Higgs". Tese de dout. Paris 6, 2017.

[33] Marton SANTOS. "Computational intelligence applied to crosstalk mitigation in a liquid argon calorimeter". Tese de dout. UFBA, 2024.

[34] ATLAS Collaboration. *Athena*. Versão 22.0.1. Abr. de 2019. DOI: 10.5281/zenodo.2641997. URL: https://doi.org/10.5281/zenodo.2641997.

[35] CERN. *About CERN*. Acessado em 22 de fevereiro de 2024. URL: https://home.cern/about.

[36] John Hauptman. *Particle physics experiments at high energy colliders*. John Wiley & Sons, 2011.

[37] Donald H Perkins. *Introduction to high energy physics*. CAMBRIDGE university press, 2000.

[38] R. L. Workman et al. "Review of Particle Physics". Em: *PTEP* 2022 (2022), p. 083C01. DOI: 10.1093/ptep/ptac097.

[39] CERN. *The Higgs Boson*. Acessado em 23 de fevereiro de 2024. URL: https://home.cern/science/physics/higgs-boson.

[40] Wikipedia. *The Elementary Particles*. Acessado em 23 de fevereiro de 2024. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Elementary_particle.

[41] CERN. *The four main experiments at LHC*. Acessado em 07 de março de 2024. URL: http://cds.cern.ch/record/40525.

[42] Samuel SM Wong. *Introductory nuclear physics*. John Wiley & Sons, 1998.

[43] Jorg Wenninger. "SISSA: LHC status and performance". Em: *PoS* (2019), p. 001.

[44] The ATLAS Collaboration. *The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider: A Description of the Detector Configuration for Run 3*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2023. arXiv: 2305.16623. URL: https://cds.cern.ch/record/2859916.

[45] The ATLAS Collaboration. *Public ATLAS Luminosity Results for Run-3 of the LHC*. Acessado em 26 de fevereiro de 2024. URL: https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/LuminosityPublicResultsRun3.

[46] The ATLAS Collaboration. *ATLAS Liquid Argon Calorimeter Phase-II Upgrade: Technical Design Report*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2017. DOI: 10.17181/CERN.6QIO.YGHO. URL: https://cds.cern.ch/record/2285582.

[47] CERN. *The High Luminosity LHC Project*. Acessado em 29 de maio de 2025. URL: https://hilumilhc.web.cern.ch/content/hl-lhc-project.

[48] Roberto Tenchini et al. "The CMS experiment at the CERN LHC". Em: *Journal of Instrumentation* 3 (2008), S08004.

[49] Alessandro De Angelis e Mário Pimenta. *Introduction to particle and astroparticle physics: multimessenger astronomy and its particle physics foundations*. Springer, 2018.

[50] J.H. Hubbell. "Electron–positron pair production by photons: A historical overview". Em: *Radiation Physics and Chemistry* 75.6 (2006). Pair Production, pp. 614–623. ISSN: 0969-806X. DOI: https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2005.10.008. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969806X0500263X.

[51] KA Olive. *Review of particle physics*. Vol. 40. FERMILAB-PUB-16-568. Brookhaven National Lab.(BNL), Upton, NY (United States), 2016.

[52] ATLAS. *The ATLAS Detector*. Acessado em 07 de março de 2024. URL: https://atlas.cern/Discover/Detector.

[53] Sascha Mehlhase. "ATLAS detector slice (and particle visualisations)". Em: (2021). URL: https://cds.cern.ch/record/2770815.

[54] Ahmed Tarek Abouelfadl Mohamed. “The LHC and the ATLAS Experiment”. Em: *Measurement of Higgs Boson Production Cross Sections in the Diphoton Channel: with the full ATLAS Run-2 Data and Constraints on Anomalous Higgs Boson Interactions*. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 61–101. ISBN: 978-3-030-59516-6. DOI: 10.1007/978-3-030-59516-6_4. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-59516-6_4.

[55] Are Strandlie e Rudolf Frühwirth. “Track and vertex reconstruction: From classical to adaptive methods”. Em: *Reviews of modern physics* 82.2 (2010), p. 1419.

[56] Joao Pequenao. “Computer generated image of the ATLAS inner detector”. 2008. URL: https://cds.cern.ch/record/1095926.

[57] Michele Livan e Richard Wigmans. *Calorimetry for collider physics, an introduction*. Springer, 2019.

[58] C. W. Fabjan e D. Fournier. “Calorimetry”. Em: *Particle Physics Reference Library: Volume 2: Detectors for Particles and Radiation*. Ed. por Christian W. Fabjan e Herwig Schopper. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 201–280. ISBN: 978-3-030-35318-6. DOI: 10.1007/978-3-030-35318-6_6. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-35318-6_6.

[59] Glenn F Knoll. *Radiation detection and measurement*. John Wiley & Sons, 2010.

[60] M. Derrick et al. “Design and construction of the ZEUS barrel calorimeter”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 309.1 (1991), pp. 77–100. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/0168-9002(91)90094-7. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900291900947.

[61] M. Klein e R. Yoshida. “Collider physics at HERA”. Em: *Progress in Particle and Nuclear Physics* 61.2 (2008), pp. 343–393. ISSN: 0146-6410. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ppnp.2008.05.002. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0146641008000392.

[62] *ATLAS tile calorimeter: Technical Design Report*. Technical design report. ATLAS. Geneva: CERN, 1996. DOI: 10.17181/CERN.JRBJ.7028. URL: https://cds.cern.ch/record/331062.

[63] M. Abolins et al. “Design and implementation of the new D0 level-1 calorimeter trigger”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 584.1 (2008), pp. 75–97. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nima.2007.10.014. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900207021705.

[64] Leon M Lederman. “The Tevatron”. Em: *Scientific American* 264.3 (1991), pp. 48–55.

[65] A Benaglia. “The CMS ECAL performance with examples”. Em: *Journal of Instrumentation* 9.02 (fev. de 2014), p. C02008. DOI: 10.1088/1748-0221/9/02/C02008. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/9/02/C02008.

[66] T. Bergauer. *Particle detectors*. Acessado em 27 de maio de 2025. URL: https://www.oeaw.ac.at/fileadmin/Institute/HEPHY/PDF/ausbildung/teilchendetektoren/VO-7-2017-Calorimeters_v2.pdf.

[67] Henric Wilkens, on behalf ofthe ATLAS LArg Collaboration et al. “The ATLAS liquid argon calorimeter: An overview”. Em: *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 160. 1. IOP Publishing. 2009, p. 012043.

[68] Nikiforos Nikiforou. “Performance of the ATLAS Liquid Argon Calorimeter after three years of LHC operation and plans for a future upgrade”. Em: *3rd International Conference on Advancements in Nuclear Instrumentation Measurement Methods and their Applications*. Jun. de 2013. DOI: 10.1109/ANIMMA.2013.6728060. arXiv: 1306.6756 [physics.ins-det].

[69] Björn Nordkvist e (on behalf ofthe Atlas Tile Calorimeter Collaboration). “Time calibration of the ATLAS tile calorimeter using an integrated laser system”. Em: *Journal of Physics: Conference Series* 219.2 (abr. de 2010), p. 022015. DOI: 10.1088/1742-6596/219/2/022015. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/219/2/022015.

[70] Joseph D. Osborn. *Jet hadronization at LHCb*. 2019. arXiv: 1905.11894 [hep-ex]. URL: https://arxiv.org/abs/1905.11894.

[71] The ATLAS collaboration. *ATLAS tile calorimeter: Technical Design Report*. Technical design report. ATLAS. Geneva: CERN, 1996. DOI: 10.17181/CERN.JRBJ.7O28. URL: https://cds.cern.ch/record/331062.

[72] The ATLAS collaboration. *Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS Muon Spectrometer*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2017. URL: https://cds.cern.ch/record/2285580.

[73] ATLAS. *ATLAS Phase-II Upgrade Scoping Document*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2015. DOI: 10.17181/CERN.7CRX.AJHP. URL: https://cds.cern.ch/record/2055248.

[74] CERN. *Upgrading the experiment for LHC Run 3*. Acessado em 30 de maio de 2025. URL: https://atlas.cern/Discover/Detector/Long-Shutdown-2.

[75] Oliver Sim Brüning et al. *LHC Design Report*. CERN Yellow Reports: Monographs. Geneva: CERN, 2004. DOI: 10.5170/CERN-2004-003-V-2. URL: https://cds.cern.ch/record/815187.

[76] J. Colas et al. “Electronics calibration board for the ATLAS liquid argon calorimeters”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 593.3 (2008), pp. 269–291. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nima.2008.05.031. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900208007407.

[77] N J Buchanan et al. “Design and implementation of the Front End Board for the readout of the ATLAS liquid argon calorimeters”. Em: *Journal of Instrumentation* 3.03 (mar. de 2008), P03004. DOI: 10.1088/1748-0221/3/03/P03004. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/3/03/P03004.

[78] S Ask et al. “The ATLAS central level-1 trigger logic and TTC system”. Em: *Journal of Instrumentation* 3.08 (ago. de 2008), P08002. DOI: 10.1088/1748-0221/3/08/P08002. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/3/08/P08002.

[79] ATLAS. *Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS TDAQ System*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2017. DOI: 10.17181/CERN.2LBB.4IAL. URL: http://cds.cern.ch/record/2285584.

[80] M (CERN) Aleksa et al. *ATLAS Liquid Argon Calorimeter Phase-I Upgrade: Technical Design Report*. Rel. técn. Final version presented to December 2013 LHCC. CERN, 2013. URL: https://cds.cern.ch/record/1602230.

[81] Yuji Enari e on behalf of the ATLAS Collaboration. “The Phase-1 Trigger Readout Electronics Upgrade of the ATLAS Liquid Argon Calorimeter”. Em: *Journal of Physics: Conference Series* 1162.1 (jan. de 2019), p. 012041. DOI: 10.1088/1742-6596/1162/1/012041. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1162/1/012041.

[82] V. Zhulanov. “Development of the ATLAS Liquid Argon (LAr) Calorimeter readout electronics for the HL-LHC”. Em: *Journal of Instrumentation* 15.08 (ago. de 2020), p. C08018. DOI: 10.1088/1748-0221/15/08/C08018. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/15/08/C08018.

[83] The ATLAS Collaboration. “The ATLAS trigger system for LHC Run 3 and trigger performance in 2022”. Em: *Journal of Instrumentation* 19.06 (jun. de 2024), P06029. ISSN: 1748-0221. DOI: 10.1088/1748-0221/19/06/p06029. URL: http://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/19/06/P06029.

[84] The ATLAS Collaboration. *The ATLAS Collaboration Software and Firmware*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2021. URL: https://cds.cern.ch/record/2767187.

[85] R Achenbach et al. “The ATLAS Level-1 Calorimeter Trigger”. Em: *Journal of Instrumentation* 3.03 (mar. de 2008), P03001. DOI: 10.1088/1748-0221/3/03/P03001. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/3/03/P03001.

[86] The ATLAS Collaboration. “Performance of the ATLAS trigger system in 2015”. Em: *The European Physical Journal C* 77.5 (mai. de 2017). ISSN: 1434-6052. DOI: 10.1140/epjc/s10052-017-4852-3. URL: http://dx.doi.org/10.1140/epjc/s10052-017-4852-3.

[87] The ATLAS Collaboration. “Topological cell clustering in the ATLAS calorimeters and its performance in LHC Run 1”. Em: *The European Physical Journal C* 77.7 (jul. de 2017). ISSN: 1434-6052. DOI: 10.1140/epjc/s10052-017-5004-5. URL: http://dx.doi.org/10.1140/epjc/s10052-017-5004-5.

[88] Richard Wigmans. “407Calibrating a Calorimeter System”. Em: *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*. Oxford University Press, set. de 2017. ISBN: 9780198786351. DOI: 10.1093/oso/9780198786351.003.0006. eprint: https://academic.oup.com/book/0/chapter/195251765/chapter-pdf/45078638/oso-9780198786351-chapter-6.pdf. URL: https://doi.org/10.1093/oso/9780198786351.003.0006.

[89] D Banfi, M Delmastro e M Fanti. “Cell response equalisation of the ATLAS electromagnetic calorimeter without the direct knowledge of the ionisation signals”. Em: *Journal of Instrumentation* 1.08 (ago. de 2006), P08001. DOI: 10.1088/1748-0221/1/08/P08001. URL: https://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/1/08/P08001.

[90] Martin Aleksa et al. *ATLAS Combined Testbeam*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2006. URL: https://cds.cern.ch/record/942528.

[91] N Nikiforou e J Parsons. *Timing Calibration of the Liquid Argon Electromagnetic Barrel Calorimeter and Timing Resolution Study of Electromagnetic Clusters Using 2011 Data*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2012. URL: https://cds.cern.ch/record/1452902.

[92] N Nikiforou e J Parsons. *Optimization of the Liquid Argon Calorimeter Timing Performance in the 2011 and 2012 pp Data*. Rel. técn. Geneva: CERN, 2014. URL: https://cds.cern.ch/record/1695639.

[93] ATLAS collaboration et al. “Monitoring and data quality assessment of the ATLAS liquid argon calorimeter”. Em: *Journal of Instrumentation* 9.07 (2014), P07024.

[94] W.E. Cleland e E.G. Stern. “Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment”. Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 338.2 (1994), pp. 467–497. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/0168-9002(94)91332-3. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900294913323.

[95] SK Katti e A Vijaya Rao. *Handbook of the poisson distribution*. 1968.

[96] John G Proakis. *Digital signal processing: principles, algorithms, and applications, 4/E*. Pearson Education India, 2007.

[97] M Aharrouche et al. "Energy linearity and resolution of the ATLAS electromagnetic barrel calorimeter in an electron test-beam". Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 568.2 (2006), pp. 601–623.

[98] HEP Foundation et al. "HEP Software Foundation Community White Paper Working Group-Detector Simulation". Em: *arXiv preprint arXiv:1803.04165* (2018).

[99] Thea Aarrestad et al. *HL-LHC computing review: common tools and community software*. Rel. técn. LHC, 2020.

[100] Johannes Bellm et al. "Herwig 7.0/Herwig++ 3.0 release note". Em: *The European Physical Journal C* 76.4 (2016), p. 196.

[101] Enrico Bothmann et al. "Event generation with Sherpa 2.2". Em: *SciPost Phys.* 7 (2019), p. 034. DOI: 10.21468/SciPostPhys.7.3.034. URL: https://scipost.org/10.21468/SciPostPhys.7.3.034.

[102] Torbjörn Sjöstrand. "The Pythia event generator: Past, present and future". Em: *Computer Physics Communications* 246 (2020), p. 106910. ISSN: 0010-4655. DOI: https://doi.org/10.1016/j.cpc.2019.106910. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010465519302899.

[103] A Di Simone e on behalf of the ATLAS Collaboration. "Modernizing the ATLAS simulation infrastructure". Em: *Journal of Physics: Conference Series* 898.4 (out. de 2017), p. 042010. DOI: 10.1088/1742-6596/898/4/042010. URL: https://doi.org/10.1088/1742-6596/898/4/042010.

[104] Nico Madysa. "AREUS: a software framework for ATLAS readout electronics upgrade simulation". Em: *EPJ Web of Conferences*. Vol. 214. EDP Sciences. 2019, p. 02006.

[105] M Hildreth et al. "Upgrades for the CMS simulation". Em: *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 898. 4. IOP Publishing. 2017, p. 042040.

[106] G. Grindhammer, M. Rudowicz e S. Peters. "The fast simulation of electromagnetic and hadronic showers". Em: *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 290.2 (1990), pp. 469–488. ISSN: 0168-9002. DOI: https://doi.org/10.1016/0168-9002(90)90566-O. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016890029090566O.

[107] Rahmat Rahmat, Rob Kroeger e Andrea Giammanco. “The Fast Simulation of The CMS Experiment”. Em: *Journal of Physics: Conference Series* 396.6 (dez. de 2012), p. 062016. DOI: 10.1088/1742-6596/396/6/062016. URL: https://doi.org/10.1088/1742-6596/396/6/062016.

[108] Georges Aad et al. “AtlFast3: the next generation of fast simulation in ATLAS”. Em: *Computing and software for big science* 6.1 (2022), p. 7.

[109] J De Favereau et al. “DELPHES 3: a modular framework for fast simulation of a generic collider experiment”. Em: *Journal of High Energy Physics* 2014.2 (2014), pp. 1–26.

[110] Baran Hashemi e Claudius Krause. “Deep generative models for detector signature simulation: A taxonomic review”. Em: *Reviews in Physics* 12 (2024), p. 100092. ISSN: 2405-4283. DOI: https://doi.org/10.1016/j.revip.2024.100092. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405428324000029.

[111] I. Antcheva et al. “ROOT — A C++ framework for petabyte data storage, statistical analysis and visualization”. Em: *Computer Physics Communications* 180.12 (dez. de 2009), pp. 2499–2512. ISSN: 0010-4655. DOI: 10.1016/j.cpc.2009.08.005. URL: http://dx.doi.org/10.1016/j.cpc.2009.08.005.

[112] John Price e Terry Goble. “10 - Signals and noise”. Em: *Telecommunications Engineer’s Reference Book*. Ed. por Fraidoon Mazda. Butterworth-Heinemann, 1993, pp. 10-1-10–15. ISBN: 978-0-7506-1162-6. DOI: https://doi.org/10.1016/B978-0-7506-1162-6.50016-2. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780750611626500162.

[113] ATLAS Collaboration et al. “Improving topological cluster reconstruction using calorimeter cell timing in ATLAS”. Em: *The European Physical Journal C* (2024). DOI: 10.1140/epjc/s10052-024-12657-1. URL: https://doi.org/10.1140/epjc/s10052-024-12657-1.

[114] Jacques Colas et al. *Crosstalk in the ATLAS electromagnetic calorimeter*. Rel. técn. ATL-COM-LARG-99-025, 1999.

[115] Kari Maatta e Juha Kostamovaara. “A high-precision time-to-digital converter for pulsed time-of-flight laser radar applications”. Em: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 47.2 (2002), pp. 521–536.

[116] R. T. H. Collis. “Lidar”. Em: *Appl. Opt.* 9.8 (ago. de 1970), pp. 1782–1788. DOI: 10.1364/AO.9.001782. URL: https://opg.optica.org/ao/abstract.cfm?URI=ao-9-8-1782.

[117] Marcos Giongo et al. “LiDAR: princípios e aplicações florestais”. Em: *Pesquisa Florestal Brasileira* 30.63 (2010), pp. 231–231.

[118] Katrin Herweg, Volkmar Schulz e Stefan Gundacker. “Analyzing the time distribution of external cross-talk for an SiPM-based TOF-PET detector”. Em: *Frontiers in Physics* 13 (2025), p. 1603556.

[119] Nicola Lusardi et al. “Cross-Talk Issues in Time Measurements”. Em: *IEEE Access* 9 (2021), pp. 129303–129318. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3113033.

[120] F Hubaut et al. *Test beam Measurement of the Crosstalk in the EM Barrel Module 0*. Rel. técn. ATL-COM-LARG-2000-003, 2000.

[121] F Hubaut. *Crosstalk Measurements in the EM Barrel Module 0 from 99', May 00'and July 00'Beam Tests*. Rel. técn. CERN-ATL-LARG-2000-009, 2000.

[122] Pascal Pralavorio e D Sauvage. *Review of the crosstalk in the module 0 of the Electromagnetic Endcap Calorimeter*. Rel. técn. CERN-ATL-LARG-2001-006, 2001.

[123] Fabrice Hubaut et al. *Crosstalk in production modules of the Electromagnetic Endcap Calorimeter*. Rel. técn. ATL-COM-LARG-2003-008, 2003.

[124] G. Aad et al. “Electron and photon performance measurements with the ATLAS detector using the 2015–2017 LHC proton-proton collision data”. Em: *Journal of Instrumentation* 14.12 (dez. de 2019), P12006. DOI: 10.1088/1748-0221/14/12/P12006. URL: https://doi.org/10.1088/1748-0221/14/12/P12006.

[125] Werner Spolidoro Freund e on behalf of the ATLAS Collaboration. “An Ensemble of Neural Networks for Online Electron Filtering at the ATLAS Experiment”. Em: *Journal of Physics: Conference Series* 1525.1 (abr. de 2020), p. 012076. DOI: 10.1088/1742-6596/1525/1/012076. URL: https://doi.org/10.1088/1742-6596/1525/1/012076.

[126] Gaudi Framework. *Gaudi – A software framework for HEP experiments*. Acessado em: 2025. 2024. URL: https://gaudi.web.cern.ch/gaudi/.

[127] Open Standards. *Working Draft, Standard for Programming Language C++*. Acessado em: 2025. 2011. URL: https://www.open-std.org/jtc1/sc22/wg21/docs/papers/2011/n3242.pdf.

[128] C Fu et al. “Artificial neural network algorithms for pulse shape discrimination and recovery of piled-up pulses in organic scintillators”. Em: *Annals of nuclear energy* 120 (2018), pp. 410–421.

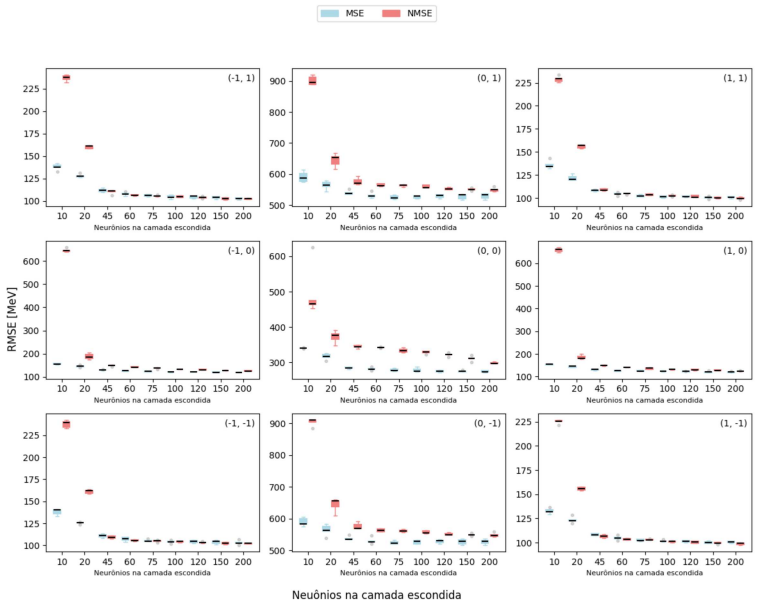
[129] Diederik P. Kingma e Jimmy Ba. *Adam: A Method for Stochastic Optimization*. 2017. arXiv: 1412.6980 [cs.LG]. URL: https://arxiv.org/abs/1412.6980.

A APÊNDICE A – Resultados do treinamento para mitigação do *crosstalk* utilizando MLP com o conjunto de dados e^-_{volume}

A.1 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 1$

Para os modelos com topologia $S \rightarrow \hat{S}$, ao analisar tanto o RMSE, como o R^2 para a energia reconstruída, observa-se nas figuras A.1 e A.2 que os modelos otimizados com MSE convergiram para melhores soluções com menos neurônios para células mais energéticas, com NEU = 75. Nas células com menor depósito de energia a diferença esteve na segunda ou terceira casa decimal do coeficiente de determinação e, para alguns casos, o desempenho de reconstrução do MSE degradou quanto maior o modelo.

Figura A.1 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

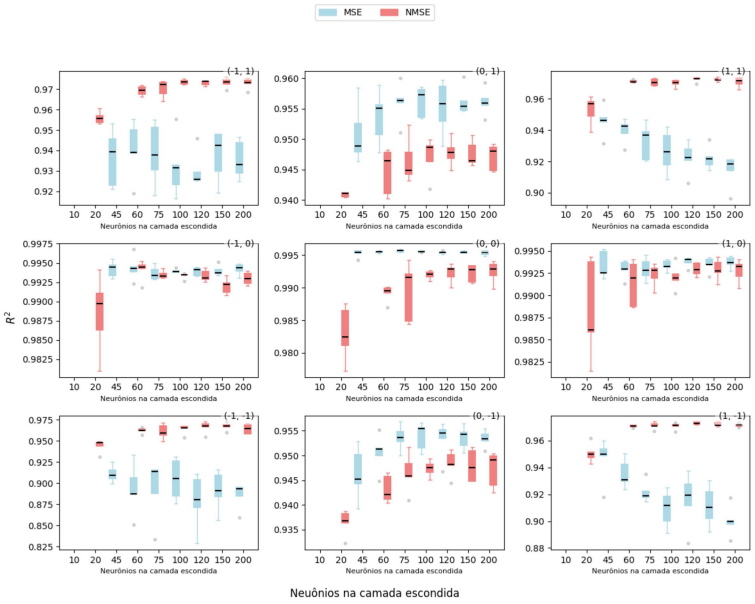
Já o desempenho do tempo reconstruído, ilustrado nas figuras A.3 e A.4, apresentou resultados semelhantes para modelos otimizados com MSE e NMSE, em toda a vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$ mas, na célula central, o NMSE convergiu melhor e para modelos menores, com os melhores modelos também considerados a partir de NEU = 75[1].

A.2 Modelo MLP $S \rightarrow \hat{S}$ com $L = 2$

Os modelos com $L = 2$ mostram padrões similares aos observados para $L = 1$, com MSE predominante para energia, principalmente para a reconstrução da energia na célula

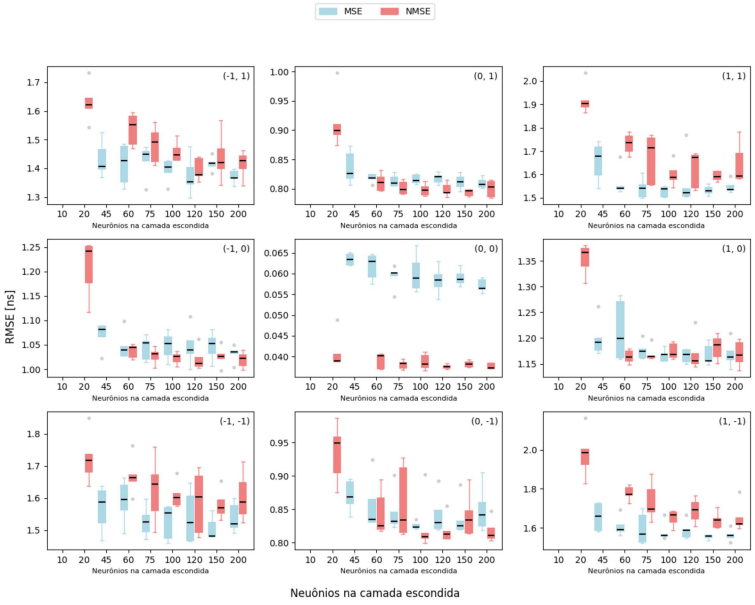
[1] Observa-se também que alguns dados estão faltando para NEU = $[10, 20, 45]$, onde, durante o processo de treinamento e/ou cálculo das métricas, não houveram convergências numéricas ou o cálculo das incertezas não foi possível devido a falhas nas iterações/*folds*.

Figura A.2 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura A.3 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.

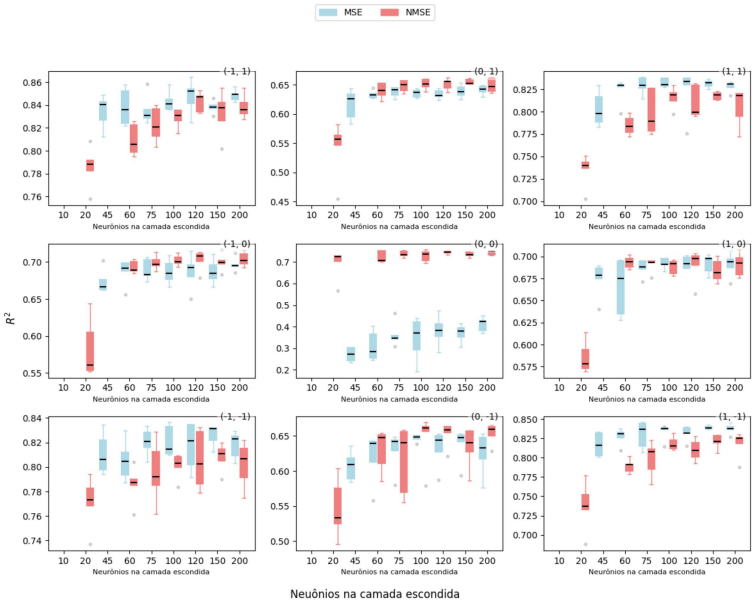


Fonte: Fonte: o autor.

central, como observado nas figuras A.5 e A.6, com NEU = 60.

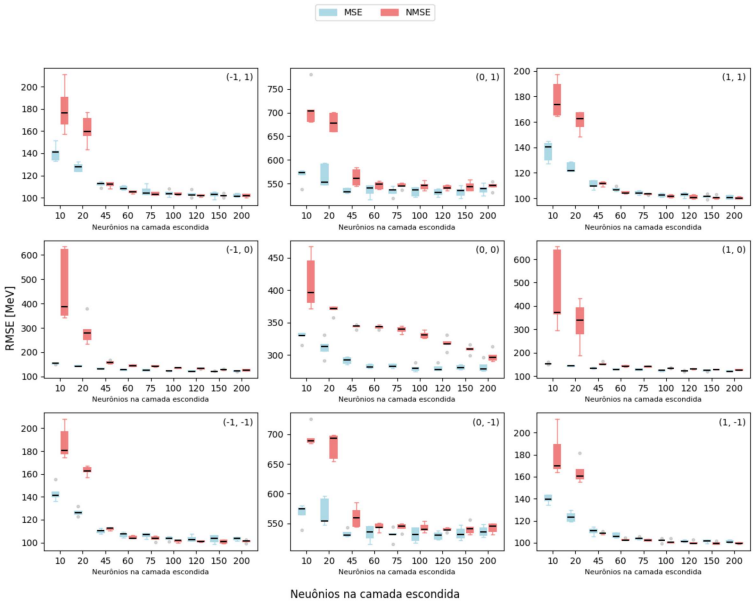
Já o tempo reconstruído para modelos com $L = 2$, a convergência se deu para modelos muito maiores (NEU $\geq$ 120), ainda com o MSE predominante para as células mais energéticas, conforme ilustrado nas figuras A.7 e A.8.

Figura A.4 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura A.5 – RMSE da energia reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.

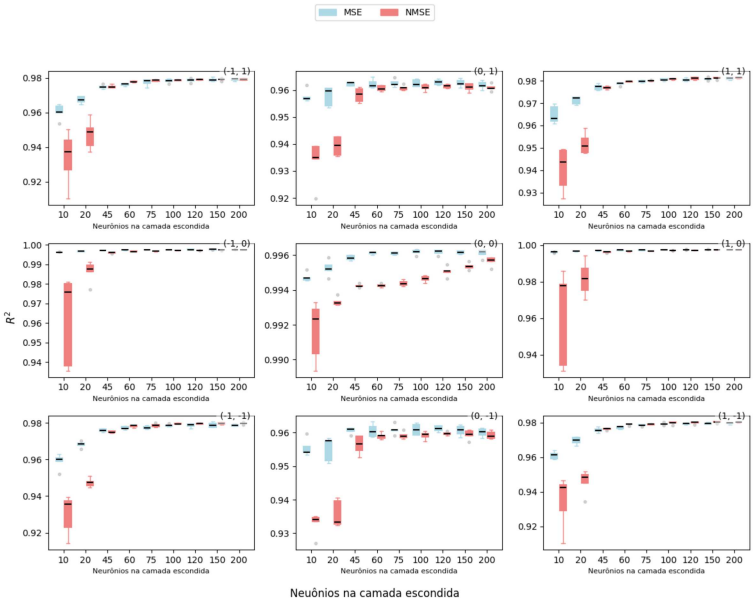


Fonte: Fonte: o autor.

A.3 Modelo MLP $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ com $L = 1$

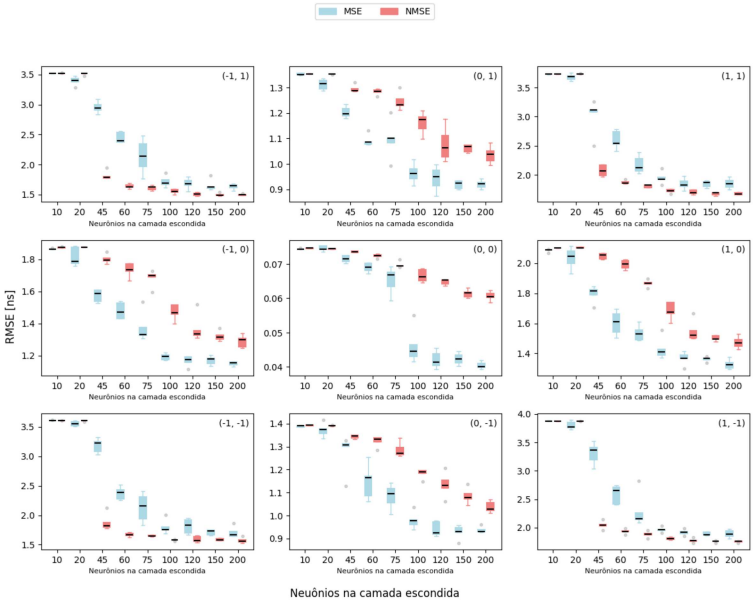
Nos modelos com topologia $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$, é observado na energia reconstruída, a partir dos gráficos ilustrados nas figuras A.9 e A.10, que modelos otimizados com NMSE convergiram melhor para células com menos energia (em diagonal à célula

Figura A.6 – R^2 da energia reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

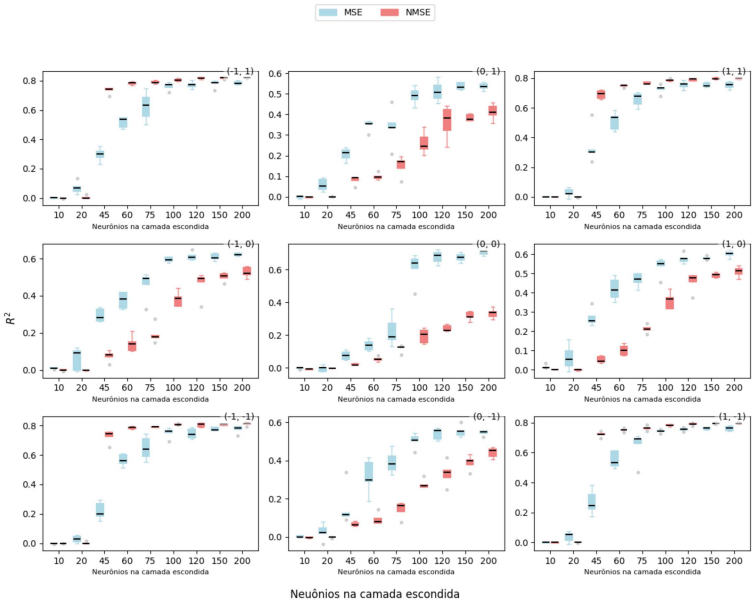
Figura A.7 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

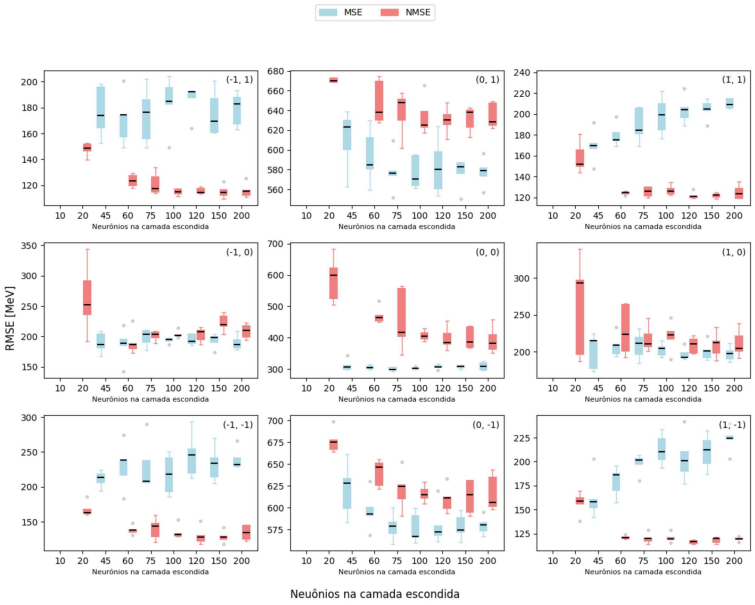
central), além de manter um desempenho similar para as demais células na vizinhança de $x_\eta, y_\phi = (0, 0)$. Na célula central o MSE convergiu para a melhor solução e com modelos menores quando analisado o RMSE. Já o R^2 mostra que a diferença entre modelos otimizados com MSE e NMSE está na terceira casa decimal, considerando NEU ≥ 60.

Figura A.8 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \hat{S}$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

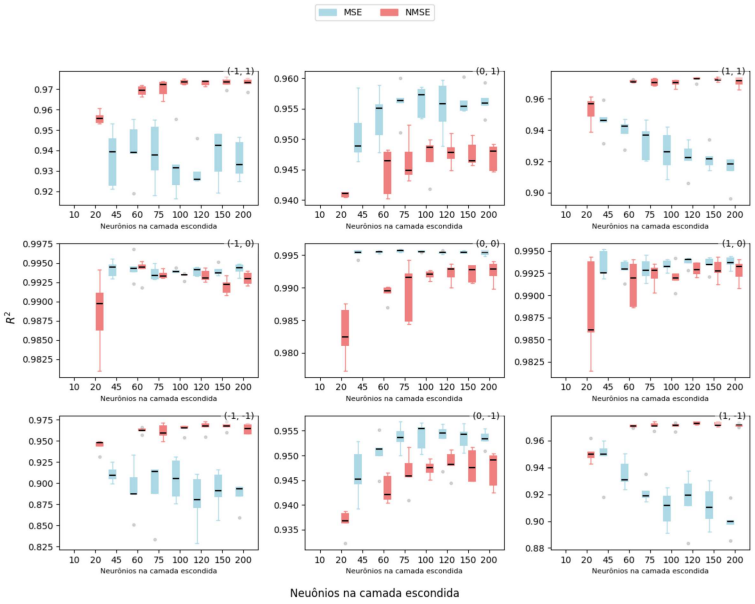
Figura A.9 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \text{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

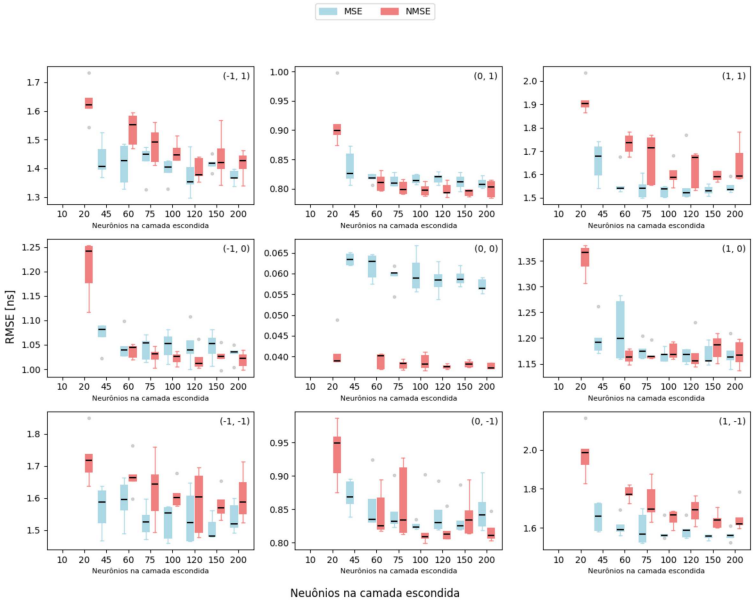
O desempenho do tempo reconstruído, ilustrado nas figuras A.11 e A.12, mostra o mesmo padrão observado para a energia, mas para o NMSE predominando ou sendo equivalente ao MSE para modelos com NEU ≥ 100.

Figura A.10 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura A.11 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^-_{volume}.

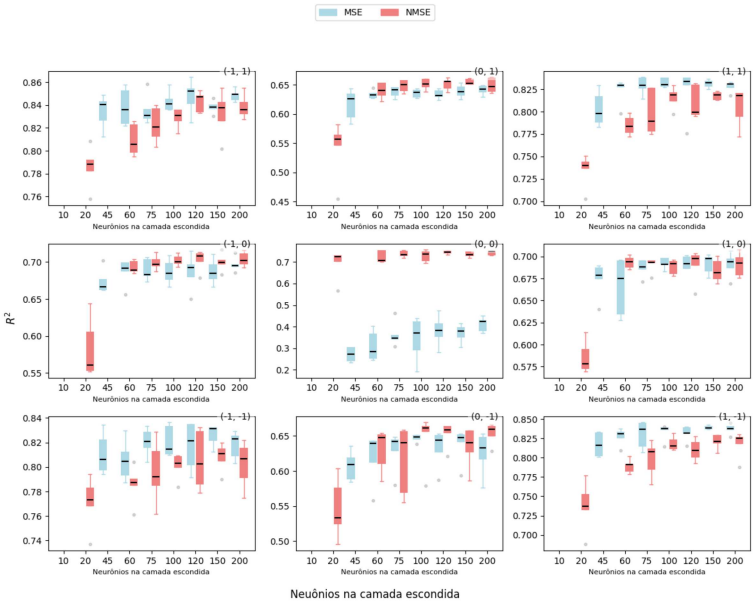


Fonte: Fonte: o autor.

A.4 Modelo MLP $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ com $L = 2$

Os modelos com topologia $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ têm seus desempenhos para a energia reconstruída nas figuras A.13 e A.14, em que observa-se o mesmo padrão dos modelos com $L = 1$, predominando o NMSE que, para a célula central, o coeficiente de

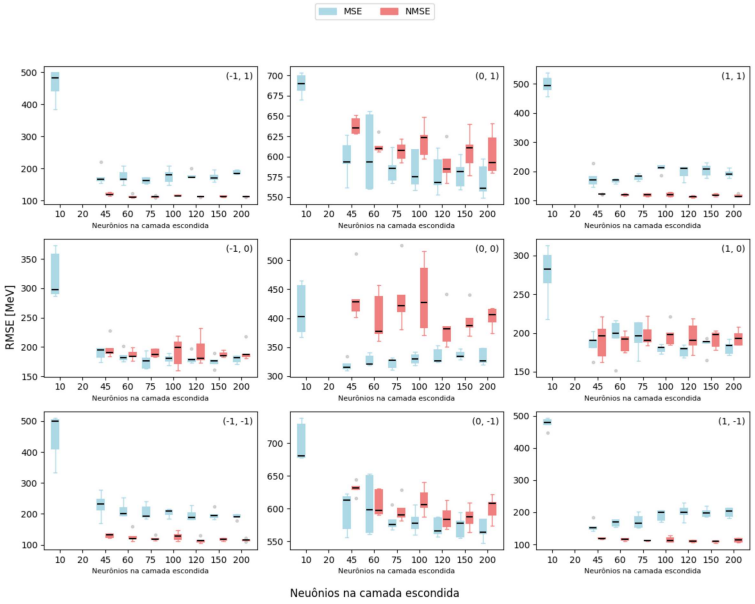
Figura A.12 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 1$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

determinação mostra uma diferença na segunda ou terceira casa decimal com NEU ≥ 60[2].

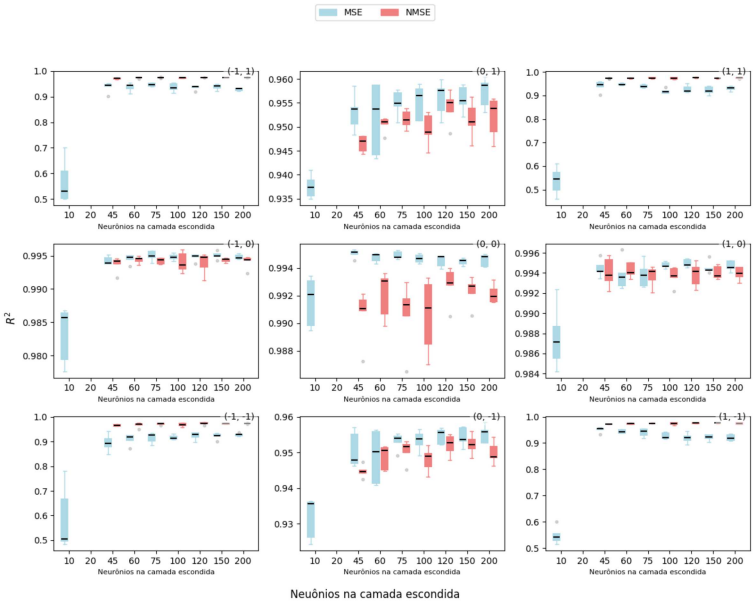
Figura A.13 – RMSE da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

[2]Observa-se também que alguns dados estão faltando para NEU $= [10, 20]$, onde, durante o processo de treinamento e/ou cálculo das métricas, não houveram convergências numéricas ou o cálculo das incertezas não foi possível devido a falhas nas iterações/*folds*.

Figura A.14 – R^2 da energia reconstruída para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.

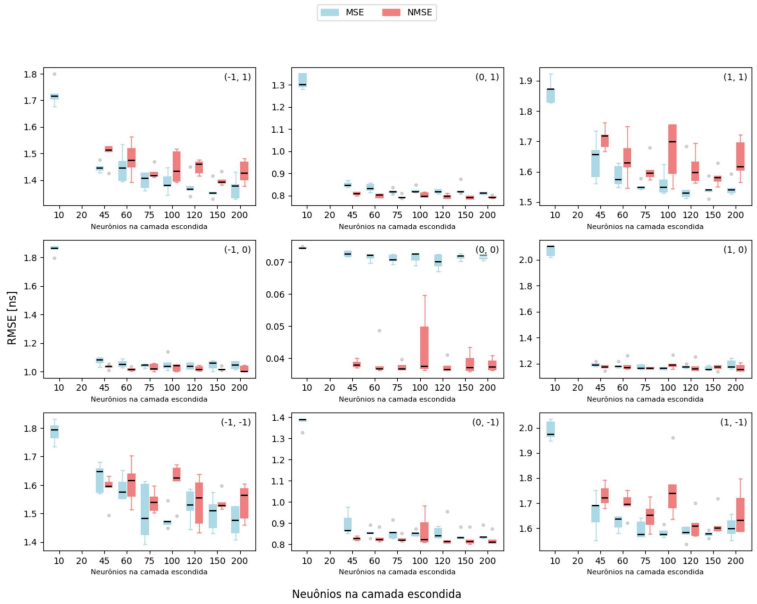


Fonte: Fonte: o autor.

Já o tempo reconstruído, ilustrado nas figuras A.15 e A.16, mostra um desempenho para RMSE onde o melhor modelo converge para NMSE na célula central e, na vizinhança, ambos métodos de otimização se equiparam, com modelos a partir de NEU ≥ 45. O desempenho representado pelo coeficiente de determinação mostra um cenário diferente onde, mesmo a partir do limiar de NEU ao qual houve estabilização do RMSE, o R^2 indica uma tendência de convergência para modelos maiores, com predominância do MSE e NEU ≥ 75[3].

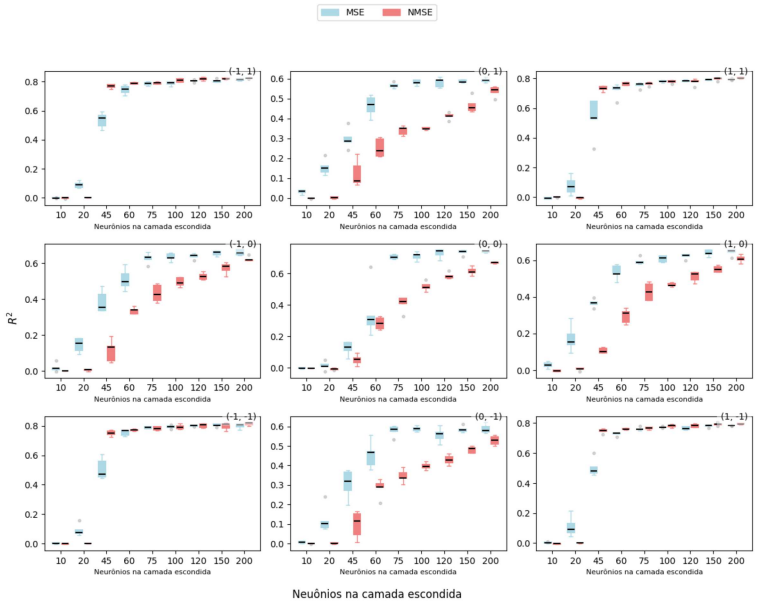
[3]Observa-se também que alguns dados estão faltando para NEU $= [10, 20]$, onde, durante o processo de treinamento e/ou cálculo das métricas, não houveram convergências numéricas ou o cálculo das incertezas não foi possível devido a falhas nas iterações/*folds*.

Figura A.15 – RMSE do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

Figura A.16 – R^2 do tempo reconstruído para modelos $S \rightarrow \mathrm{OFC}(\hat{S})$ e $L = 2$ em um aglomerado 3×3 para dados e^{-}_{volume}.



Fonte: Fonte: o autor.

B APÊNDICE B – Publicações

B.1 Artigos aceitos para publicação em revistas científicas ou periódicos

1. ATLAS COLLABORATION. Precision calibration of calorimeter signals in the ATLAS experiment using an uncertainty-aware neural network. SciPost Physics, v. 19, n. 6, p. 155, 2025. DOI: 10.21468/SciPostPhys.19.6.155.

Abstract: The ATLAS experiment at the Large Hadron Collider explores the use of modern neural networks for a multi-dimensional calibration of its calorimeter signal defined by clusters of topologically connected cells (topo-clusters). The Bayesian neural network (BNN) approach not only yields a continuous and smooth calibration function that improves performance relative to the standard calibration but also provides uncertainties on the calibrated energies for each topo-cluster. The results obtained by using a trained BNN are compared to the standard local hadronic calibration and to a calibration provided by training a deep neural network. The uncertainties predicted by the BNN are interpreted in the context of a fractional contribution to the systematic uncertainties of the trained calibration. They are also compared to uncertainty predictions obtained from an alternative estimator employing repulsive ensembles.

B.2 Artigos completos publicados em congressos e anais

1. AGUIAR, Melissa; VICCINI, Lucca; FERREIRA, Dabson; RESENDE, Mariana; FARIA, Mateus; FILHO, Luciano; SEIXAS, José de. Processamento multicore para reconstrução online de energia por meio de redes neurais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES E PROCESSAMENTO DE SINAIS (SBrT), 38., 2020, Florianópolis. Anais. Florianópolis: SBrT, 2020.

Resumo:

A reconstrução de energia em calorímetros é um processamento executado em pulsos gerados em seus eletrodos para estimar a energia de partículas subatômicas que atravessam seu material. Características não-gaussianas do ruído de calorímetros operando em altas taxas de evento demonstram que métodos não-lineares de estimação são mais indicados. No entanto, tais métodos tendem a ter um alto custo computacional, o que dificulta sua implementação online. Apresenta-se, com este trabalho, a implementação de uma rede neural embarcada em um processamento multicore em FPGA capaz de operar a uma taxa de aquisição acima de 40 MHz, bem como uma implementação no Calorímetro do Experimento ATLAS.

2. RESENDE, Mariana; AGUIAR, Melissa; FERREIRA, Dabson; VICCINI, Lucca; FARIA, Mateus; FILHO, Luciano; SEIXAS, José de. Implementação de redes neurais em FPGA com aproximação da função de ativação por Série de Taylor para reconstrução de energia no calorímetro do ATLAS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES E PROCESSAMENTO DE SINAIS (SBrT), 39., 2021, Fortaleza. Anais... Fortaleza: SBrT, 2021.

Resumo:

Em experimentos de Física de Altas Energias é possível medir a energia das partículas fundamentais geradas por meio da estimação da amplitude dos sinais oriundos da eletrônica de leitura em calorímetros. Recentemente, foi proposta a implementação em FPGA de uma Rede Neural com função de ativação por lookup table, visando a estimação de amplitude do Calorímetro Hadrônico do Experimento ATLAS, utilizando grande quantidade de memória embarcada. Neste trabalho, propõe-se o desenvolvimento de um circuito para aproximação da função de ativação por Série de Taylor, reduzindo drasticamente a utilização de memórias internas, permitindo uma maior quantidade de canais por chip.

3. DIAS, C. C.; PERALVA, B. S.; HUFNAGEL, M.; SILVA, A. M.; FILHO, L. M. A.; CERQUEIRA, A. S. Estimação de energia assistida por redes neurais para o calorímetro de telhas do ATLAS em condições de empilhamento de sinais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL (CBIC), 2021, Curitiba. Anais... Curitiba: CBIC, 2021.

Resumo:

Em calorimetria de altas energias, a energia da partícula pode ser calculada através da estimação da amplitude do sinal produzido e digitalizado pelos canais de leitura. Entretanto, em condições de alta taxa de eventos e alta luminosidade, o sinal de resposta pode ser distorcido devido à presença de sinais proveniente de eventos adjacentes causando o efeito de empilhamento de sinais. Este efeito degrada a eficiência de métodos lineares tipicamente utilizados para estimar os parâmetros de interesse. Desta forma, este trabalho apresenta uma análise de desempenho de uma proposta de estimação da amplitude do sinal utilizando o método atualmente empregado no Calorímetro de Telhas (TileCal) do ATLAS no LHC, assistido por redes neurais artificiais. A rede neural tem a função de corrigir as não-linearidades introduzidas pelo empilhamento de sinais na estimativa linear. Os resultados, comparando diferentes métodos, mostram que a abordagem combinada aumenta consideravelmente a eficiência de estimação da energia em condições de empilhamento de sinais.

B.3 Resumos publicados em congressos e anais

1. FARIA, M. H. M.; PERALVA, B. S.; DIAS, C. C.; SILVA, A. M. E.; Filho, L. M. A.; CERQUEIRA, A. S.; Seixas, J. M.. Correção não-linear por redes neurais artificiais aplicada à estimação de energia no calorímetro de telhas do ATLAS In: XLI Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, Anais do XLI ENFPC. 2021.

Em calorimetria de altas energias, a energia absorvida e amostrada da partícula pode ser obtida por meio da estimação da amplitude do sinal produzido e digitalizado pelos canais de leitura. O Calorímetro de Telhas (TileCal) é o principal calorímetro hadrônico do experimento ATLAS no LHC, sendo responsável por fornecer medidas precisas da energia de jatos, auxiliar no cálculo do momento transverso faltante e contribuir para a detecção de múons. Atualmente, a tarefa de estimação da energia no TileCal é realizada por métodos lineares, como o filtro ótimo (OF), que opera nos aproximadamente 10.000 canais de leitura desse calorímetro. No entanto, as condições operacionais previstas para o LHC nas próximas campanhas de dados implicarão um aumento do efeito de empilhamento de sinais, decorrente da operação em alta luminosidade. Esse efeito degrada a eficiência dos métodos lineares convencionais, uma vez que introduz componentes não lineares ao ruído de medição.

Diante desse cenário, este trabalho apresenta uma análise de desempenho de uma proposta de estimação da amplitude dos sinais de resposta do TileCal que combina o método atualmente em uso (filtro ótimo) com redes neurais artificiais. Nessa abordagem, a rede neural atua como um corretor não linear, ajustando as distorções introduzidas pelo empilhamento de sinais na estimativa linear, a qual permanece preservada e disponível para utilização. A eficiência do método proposto é comparada com diferentes abordagens lineares disponíveis no TileCal, incluindo o próprio filtro ótimo e o método baseado na filtragem de Wiener, recentemente introduzido.

Os resultados obtidos com dados reais adquiridos durante a operação nominal do LHC mostram que a abordagem combinada proposta aumenta a eficiência da estimação em aproximadamente 35% e 10% em termos de erro de estimação, quando comparada, respectivamente, aos métodos OF e de filtragem de Wiener, considerando os canais de leitura severamente afetados pelo empilhamento de sinais no TileCal.

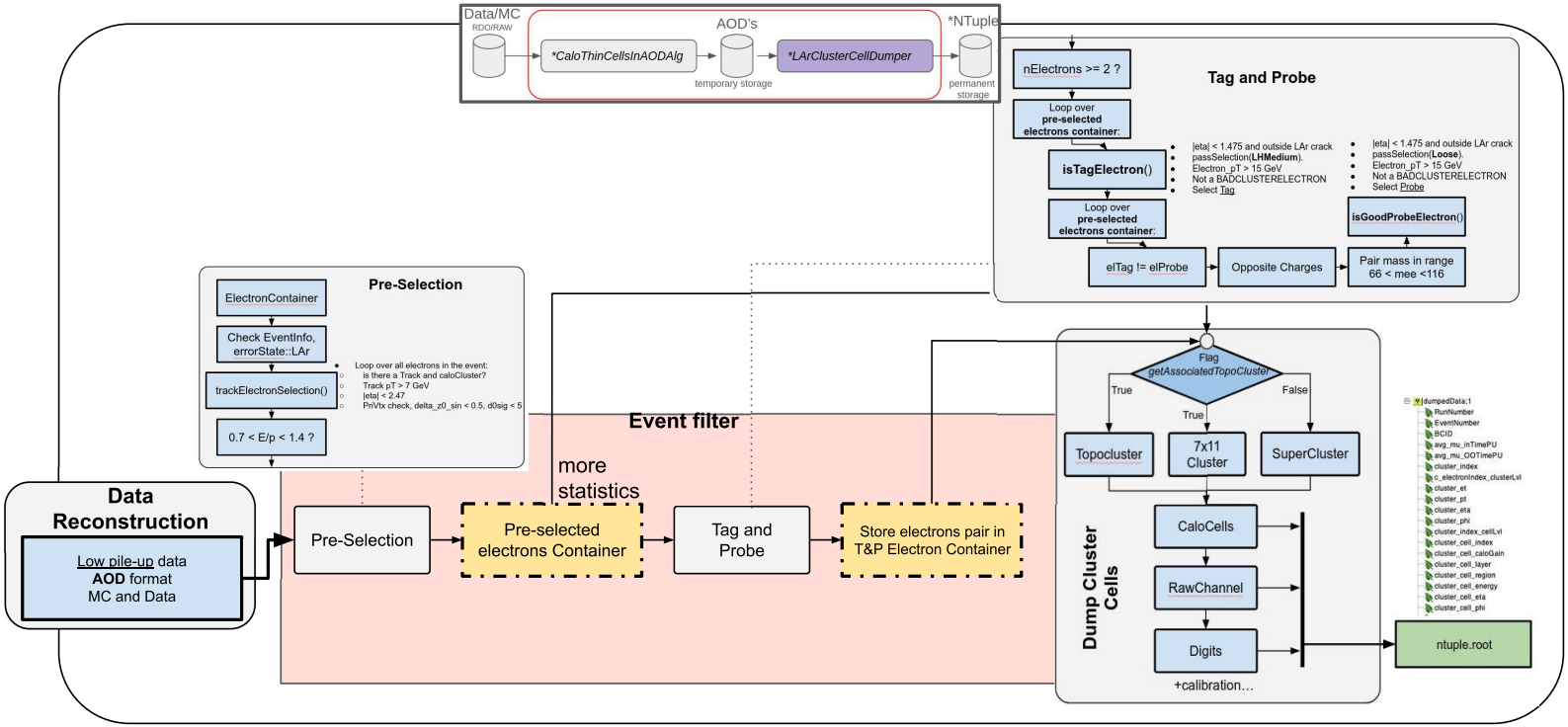
C APÊNDICE C – Qualificação como autor do experimento ATLAS

Nesta *Qualification Task* (QT), iniciada em 01 de Dezembro de 2022, desenvolvi um pacote de *software* para selecionar e extrair dados do calorímetro de Argônio Líquido (*Liquid Argon* – LAr) do experimento ATLAS, com o objetivo de viabilizar estudos de *crosstalk* e perturbações temporais nos sinais de leitura das células. Implementei um *data dumper* que permite propagar informações a nível de instrumentação como constantes de calibração e sinais antes de serem processados, para o nível de análise, fornecendo amostras do LAr para todas as células pertencentes a aglomerados (*clusters*) associados a elétrons. O pacote foi integrado ao *framework* Athena, com migração para o estilo CA (*Component Accumulator*) e uso de arquivos AOD (*Analysis Object Data*) em vez de ESD (*Event Summary Data*), o que exigiu a criação de novos contêineres com dados reduzidos (*thinning*) para facilitar o manuseio e a análise dos dados. Um resumo do algoritmo de seleção de eventos desenvolvido está ilustrado na Figura C.1.

Do ponto de vista físico, o estudo concentra-se no efeito de *crosstalk* indutivo e capacitivo presente nos canais de leitura do LAr, que afeta principalmente a reconstrução temporal dos sinais e o padrão de deposição de energia nos aglomerados de células. Esse efeito não é bem reproduzido nas simulações de Monte Carlo (MC), que consideram apenas o impacto em energia, sendo apontado como uma das causas das discrepâncias observadas entre dados reais e simulados. A hipótese central é que a minimização da dispersão temporal entre as células dos aglomerados, bem como dos resíduos entre amostras medidas e previstas, pode melhorar a resolução temporal de elétrons e fornecer restrições adicionais sobre o nível de *crosstalk* entre células.

As principais entregas da QT foram concluídas em 03 de Junho de 2024, incluindo a documentação do *software* e a disponibilização de um conjunto de dados públicos em armazenamento permanente do LAr. Agradeço a Guillaume Unal e Pavol Strizenec pelo suporte e pelas discussões frutíferas ao longo de toda a QT.

Figura C.1 – Seleção de eventos do algoritmo *LArClusterCellDumper*.



Fonte: Fonte: o autor.