

Conjunto de Redes Neurais para Seleção *Online* de Elétrons em um Calorímetro Finamente Segmentado e com Elevada Taxa de Empilhamento de Sinais

Isabella Silva Ferreira¹, José M. de Seixas¹, Edmar Egidio P. de Souza², Denis Oliveira Damazio³

¹Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE/POLI, UFRJ

²Laboratório de Sistemas Digitais, PPGEEC/UFBA

³Brookhaven National Laboratory, BNL-EUA

Emails: {isabella.ferreira, seixas}@lps.ufrj.br, edmar.egidio@ufba.br, denis.oliveira.damazio@cern.ch

Resumo—O próximo período de tomada de dados com início previsto para 2030 (*Run4*) do experimento de física de partículas ATLAS do LHC/CERN, impõe desafios significativos como uma taxa de produção da informação na entrada dos sistemas de filtragem de eventos para ≈ 70 TB/s, além do elevado empilhamento de sinais, que distorce as amostras medidas nos sistemas de calorimetria. Para lidar com as limitações de banda passante e latência de processamento, está sendo planejado um novo sistema de identificação de eventos que irá operar em *hardware* dedicado (Nível 0). Este trabalho propõe um método baseado em redes neurais artificiais (o *NeuralRinger*) para classificação *online* de elétrons, considerando as futuras restrições de operação no Nível 0. O *NeuralRinger* realiza uma extração de característica dos sinais depositados no calorímetro do ATLAS, descrevendo o perfil lateral e longitudinal da energia depositada pela partícula. Os sinais formatados em anéis alimentam um conjunto de redes neurais artificiais para a tomada de decisão. Para a nova fase do experimento, este algoritmo precisará mostrar-se resiliente a uma alta taxa de empilhamento de sinais e a ausência da informação de alguns dos canais de leitura do detector. Resultados preliminares mostram que o modelo é capaz de manter a alta eficiência mesmo com a perda de informação de algumas células e o aumento da ocupação do detector, com baixa taxa de falsos positivos.

Index Terms—Redes Neurais Artificiais, *Trigger*, Calorimetria, Física de Altas Energias, Empilhamento de Sinais.

I. INTRODUÇÃO

Experimentos de física de partículas [1] apresentam elevada infraestrutura tecnológica, incluindo sofisticadas estratégias de instrumentação eletrônica para sensoriamento em alta precisão, sistemas eletrônicos para processamento veloz em elevada taxa de produção de informação, e modernos sistemas computacionais para processamento do grande volume de dados obtidos [2]. Em geral, estes experimentos são construídos para realização de medidas mais precisas de propriedades subatômicas já conhecidas, assim como a investigação de processos físicos e partículas teorizados, mas não verificados experimentalmente até então. Este cenário pode ser observado no Experimento ATLAS, (Figura 1) localizado no *Large Hadron Collider* (LHC) no CERN [3]. Com dimensões de 44 metros de comprimento, 25 metros de largura e aproximadamente 7000 toneladas, o ATLAS é um experimento de

propósito geral projetado para investigar uma ampla gama de fenômenos, incluindo a realização de medidas precisas de interações descritas no modelo padrão da física de partículas, bem como avaliação de novos modelos teóricos.

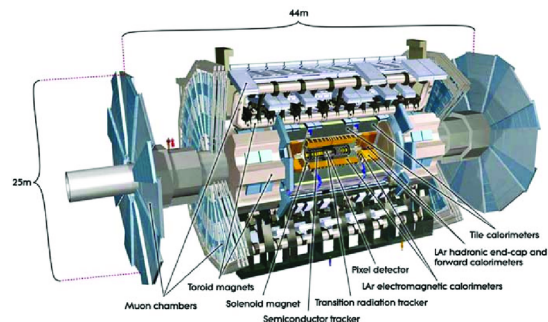


Figura 1: Experimento ATLAS e seus subsistemas.

Sua arquitetura é composta por camadas concêntricas de detectores: o detector interno, responsável pela reconstrução de trajetórias de partículas carregadas; o sistema de calorimetria, que mede a energia depositada pelas partículas; e o espectrômetro de múons, utilizado para rastrear múons com alta precisão. Localizado em um dos quatro pontos de interação do LHC, o ATLAS registra eventos resultantes de colisões entre pacotes de prótons que ocorrem a cada 25 ns, com energia em torno de 14 TeV¹. O LHC está atualmente em um ciclo de atualizações que culminará na fase de alta luminosidade, o *High Luminosity-LHC* (HL-LHC) [4], prevista para entrar em operação em 2030 (*Run4*). O HL-LHC tem sido projetado para aumentar em cinco vezes a

¹O (eV) é unidade definida como a quantidade de energia cinética para ganha por um elétron quando submetido a uma diferença de potencial de 1 V no vácuo.

taxa instantânea de colisões e em dez vezes a luminosidade ² integrada, em comparação com os valores nominais previstos no projeto original do LHC, ampliando significativamente o potencial para a observação de fenômenos raros e o estudo de processos físicos com maior precisão estatística. Contudo, esse avanço também traz desafios substanciais para os sistemas de aquisição e processamento de sinais, especialmente devido ao aumento drástico no número de eventos sobrepostos (*pile-up*) e na taxa de produção de dados brutos que alcançarão aproximadamente 70 TB/s.

Para lidar com esse cenário, o sistema de identificação online de eventos (*trigger*) do ATLAS é projetado em níveis hierárquicos, reduzindo o volume de dados de entrada para uma quantidade administrável de eventos que serão armazenados em mídia permanente para análise. Entretanto, com o aumento do ruído em cada célula do sistema de calorimetria na Run4, um limiar mínimo na sensibilidade das células será aplicado, de modo a respeitar os limites de banda passante. Esta restrição viabiliza a transferência de informação dos calorímetros para as etapas subsequentes, entretanto algoritmos de extração de características da cascata de partículas podem ser prejudicados uma vez que a informação estará limitada devido a ausência de alguns dos sensores. A exclusão de informações de sensores com energia menor do que 2σ (sendo σ é definido como uma composição entre o *pile-up* e o ruído eletrônico) como forma de reduzir as demandas computacionais, introduzem desafios adicionais aos algoritmos de seleção de eventos [7]. O projeto do sistema de *trigger* de elétrons para a Run4 está previsto para operar em *hardware* dedicado (FPGA - *Field-Programmable Gate Array*), em Nível 0 (nível de processamento da informação que atua como uma primeira etapa de filtragem após a medição dos sinais nos calorímetros).

Considerando as restrições de acesso as células e aumento do empilhamento de sinais, este trabalho propõe um sistema de classificação baseado em redes neurais para a identificação de elétrons. Para antecipar algumas das condições de operação da Run4, a metodologia proposta avaliou a degradação do algoritmos de extração de características, verificando a perturbação incluída nos sinais que alimentam as redes neurais artificiais. Uma análise foi realizada para entender a quantidade de atributos necessários para serem utilizados como entradas no classificador, considerando aspectos como eficiência de detecção de elétrons, taxa de falsos positivos e o número de sensores utilizados na etapa de extração de características. Este trabalho está organizado do seguinte modo: A seção II apresenta detalhadamente o método *NeuralRinger* para identificação online de elétrons no ATLAS. A seção III apresenta a metodologia proposta e a descrição do conjunto de dados utilizados. Os

resultados dos experimentos computacionais realizados e as conclusões, são relatados nas seções IV e V, respectivamente.

II. O EXPERIMENTO ATLAS

O ATLAS é composto por um detector de traços na região mais interna, em torno do ponto de interação, rodeado por calorímetros e a câmara de múons. O detector de traços está imerso em um campo magnético de $\approx 2T$ produzido por um solenoide supercondutor e fornece reconstrução precisa de traços de partículas carregadas em uma faixa de pseudo-rapidez (coordenada η)³. O sistema de calorimetria conforme indicado na Figura 2 possui seções eletromagnéticas (EM) e hadrônicas (HAD). Ele é projetado para fornecer uma cobertura total em ϕ e cobre a faixa de pseudo-rapidez $|\eta| < 4,9$, com granularidade fina sobre a região do detector interno. O calorímetro EM é um calorímetro de amostragem de chumbo/argônio líquido (*Liquid-Argon* - LAr) com geometria de acordeão [8].

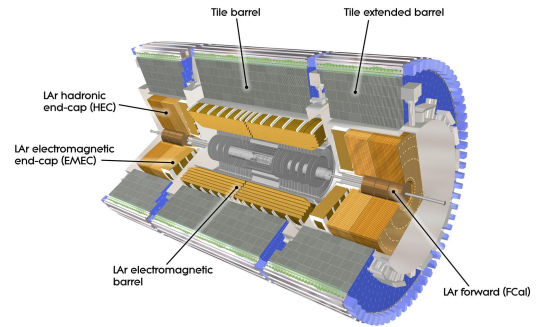


Figura 2: Ilustração detalhada dos calorímetros do ATLAS. Adaptado de [8].

O barril (região central do detector) é dividido em duas metades ($-1,475 \leq \eta < 0$ e $0 < \eta \leq 1,475$) e dois componentes da extremidade ($1,375 < |\eta| \leq 3,2$). A região de transição entre o barril e as tampas das extremidades ($1,37 < |\eta| \leq 1,52$) contém material inativo adicional (*crack*). Na região dedicada às medições precisas ($|\eta| < 2,5$) (excluindo o *crack*), o calorímetro EM é segmentado em três camadas longitudinais (EM1, EM2 e EM3) na direção da profundidade do chuveiro. Três camadas de calorímetro hadrônico circundam o calorímetro EM (HAD0, HAD1 e HAD2) utilizadas para medir energia de partículas com natureza hadrônica. Antes do calorímetro acordeão, existe uma camada fina chamada pré-amostrador (PS), cobrindo o intervalo de pseudo-rapidez $|\eta| < 1,8$ e é usada para corrigir a perda de energia das partículas antes de chegarem ao calorímetro.

²A luminosidade instantânea total expressa o número de interações por unidade de área e tempo ($\text{cm}^{-2}\text{s}^{-1}$) e dada por $\mathcal{L} \propto k\langle\mu\rangle$ onde k depende da frequência em que os prótons circulam o LHC, a quantidade de colisões e a seção de choque das colisões *pp*; já $\langle\mu\rangle$ é a média de *pile-up* sobre as colisões. Já a luminosidade integrada ($\int \mathcal{L} dt$) corresponde ao total acumulado dessa taxa ao longo do tempo, sendo diretamente proporcional ao número esperado de eventos [5], [6].

³O ATLAS usa um sistema de coordenadas cilíndrico, com sua origem no ponto de interação (PI) no centro do detector e no eixo z ao longo do feixe. O eixo x aponta do PI para o centro do anel do LHC e o eixo y é perpendicular a este plano. Coordenadas cilíndricas (r, ϕ) são usadas no plano transversal, sendo ϕ o ângulo azimutal em torno do feixe. A pseudo-rapidez é definida em termos do ângulo polar θ (ângulo entre x e y) como $\eta = -\ln[\tan(\theta/2)]$. A distância angular ΔR é definida como $\Delta R = \sqrt{(\Delta\eta)^2 + (\Delta\phi)^2}$.

O ATLAS é dotado de um sistema de online de filtragem responsável por identificar eventos de interesse, removendo o intenso ruído de fundo e preservando limitações de armazenamento em mídia permanente. Durante a Run3, o *trigger* tem operado em dois níveis sequenciais: O nível 1 (L1), implementado em hardware e o HLT (*High Level Trigger*) implementado em software. O HLT é subdividido em dois níveis, um para a reconstrução rápida e uma etapa de precisão subsequente para a tomada de decisão mais refinada.

A. Atualização do Sistema de Trigger do ATLAS

Com a previsão do aumento da luminosidade, da taxa de produção de informação e o aumento do empilhamento de sinais previstos para a Run4, os sistemas de *Trigger* apresentarão consideráveis modificações em sua arquitetura, para lidar com as novas condições de operação. Um nível zero (L0) de reconstrução e filtragem de eventos tem sido projetado para operação em hardware, este receberá as informações dos sensores dos calorímetros para processamento dos eventos. Na Figura 3, a nova arquitetura do TDAQ (*Trigger and Data Aquisition*) para a Run4 é apresentada. As setas pretas pontilhadas indicam o fluxo de dados do Nível 0 dos sistemas detectores para o sistema de *trigger* de Nível 0 a 40 MHz, que deve identificar objetos físicos e calcular grandezas físicas em $10 \mu s$. O resultado da classificação de eventos do Nível 0 é transmitido aos detectores, conforme indicado pelas setas tracejadas em vermelho. Os dados de disparo resultantes e os dados do detector são transmitidos através do Sistema de Aquisição de Dados (DAQ) a 1 MHz, conforme mostrado pelas setas pretas sólidas. O sistema Filtro de Eventos (EF - *Event Filter*) é composto por um conjunto de processadores heterogêneos que devem reduzir a taxa de eventos para 10 kHz. Por fim, os eventos selecionados pela decisão de disparo do EF são transferidos finalmente para armazenamento permanente.

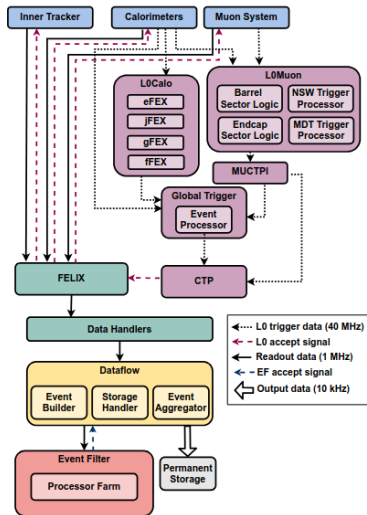


Figura 3: Diagrama do novo sistema de filtragem online de eventos proposto pela colaboração ATLAS para a Run4.

Dentre as diversas partículas e interações medidas, os elétrons são partículas envolvidas em muitos decaimentos

físicos de interesse no experimento ATLAS. Diferentes processos físicos produzem elétrons em seus estados finais, o que torna esta partícula especialmente importante para o programa de física no experimento. Entretanto, jatos de natureza hadrônica (prótons e seus constituintes) apresentam taxa de produção significativamente maior e podem apresentar perfil de deposição de energia, em alguns casos, similar ao perfil esperado do sinal produzido por um elétron no sistema de calorimetria. Jatos hadrônicos são considerados o ruído de fundo dominante, demandando sofisticadas técnicas para a preservação de elétrons e redução de falsos positivos no sistema de *Trigger* do ATLAS.

Em geral, são utilizados atributos extraídos do espalhamento lateral e longitudinal do chuveiro medido nos calorímetros [9] para descrição da cascata de partículas geradas no calorímetro (chuveiro) [10]. A Figura 4 ilustra a energia dos chuveiros eletromagnéticos, que fica contida (em torno de $90 \sim 99\%$) em um cilindro de raio entre 1 e $3,5 R_M$, onde R_M é o raio de Molière ⁴. Estes chuveiros alastram-se por uma região lateralmente mais ampla do calorímetro, conforme o seu desenvolvimento longitudinal, obtendo assim, um aspecto cônico.

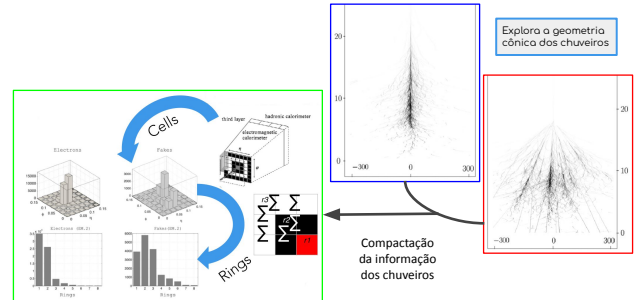


Figura 4: Ilustração do processo de formatação do chuveiro de partículas em forma de anéis concêntricos de energia.

Desde 2017, um sistema inteligente para filtragem online de elétrons foi adotado na etapa de reconstrução rápida de calorimetria, o *NeuralRinger*. Este algoritmo caracteriza-se por ser um método eficiente de descrição do chuveiro, construindo grandezas multidimensionais altamente discriminantes através de anéis concêntricos de deposição de energia. A composição da informação anelada que é utilizada pelo *NeuralRinger* se dá pela soma de energias das células a partir da célula mais energética e utilizando um identificador numérico para compor a vizinhança no calorímetro. A realização deste processo ao longo das camadas dos calorímetros do ATLAS permite a caracterização da largura longitudinal do chuveiro (Figura 5). Até 100 anéis podem ser formados (considerando o máximo tamanho da janela de células disponibilizadas na etapa de reconstrução rápida de calorimetria), conforme visto na Tabela

⁴Por definição, o raio de Molière é o raio do cilindro com eixo coincidindo com o eixo do chuveiro. Este contém, em média, 90% da deposição de energia do chuveiro de partículas produzido em um bloco de matéria [11].

I. Um estudo sistemático efetuado para a Run3, propôs uma redução na quantidade de anéis, reduzindo para um total de 50 anéis para classificação elétron/jato [9].

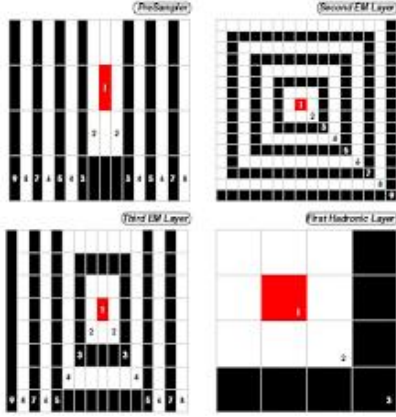


Figura 5: Ilustração da reconstrução dos anéis ao longo das camadas do calorímetro eletromagnético e a primeira camada do calorímetro hadrônico. Fonte: [12]

Tabela I: Número máximo de anéis que podem ser gerados em cada camada dos calorímetros.

PS	EM1	EM2	EM3	HAD1	HAD2	HAD3	Total
8	64	8	8	4	4	4	100

Diante do bom desempenho obtido pelo *NeuralRinger* [13] na Run2 e Run3, este trabalho investiga a adoção deste sistema de filtragem de elétrons para a Run4, em nível 0 de *trigger*. Experimentos computacionais foram realizados para emular algumas das condições de operação da Run4, principalmente o fato da indisponibilidade de células do calorímetro com valor de energia abaixo de 2σ em relação ao ruído. O objetivo da investigação foi avaliar o impacto da perturbação causada pela ausência de sensores no desempenho dos classificadores neurais. Considerando também as limitações de banda passante, previstas para a Run4 no ambiente em nível 0, foram realizados experimentos computacionais para avaliar o desempenho dos sistemas de classificação mediante a redução do número de atributos de entrada.

III. METODOLOGIA

A. Descrição dos Conjuntos de dados

Considerando as restrições previstas para a operação durante a Run4, e que podem ser incorporadas nesta fase da pesquisa, foram conduzidos dois experimentos computacionais distintos ao longo deste trabalho. O primeiro experimento teve o objetivo de investigar qual o impacto no desempenho do sistema de classificação ao limitar a utilização de células no procedimento de extração de atributos do chuveiro (algoritmo *Ringer*). Um corte foi aplicado para utilizar apenas células do calorímetro com valor de energia acima de 2σ do ruído. Uma análise para medir a diferença estatística entre os sinais

formatados em anéis com e sem o corte das células foi avaliada pela divergência Kullback-Leibler definida pela equação 1.

$$D_{KL}(R, R_{2\sigma}) = \sum_{j=1}^n R_j \times \ln \frac{R_j}{R_{2\sigma j}}, \quad (1)$$

onde j é j -ésimo anel sem o corte (R) e com o corte ($\hat{R}$) das células em função do nível de ruído respectivamente e n o número total de anéis avaliados. Foram realizadas análises para compreender a relação da quantidade de atributos de entrada em relação ao desempenho do sistema de classificação.

O conjunto de dados utilizados para este experimento possui nível médio de empilhamento em $\mu = 65$ (condições de operação da Run3). Este nível de empilhamento foi escolhido para que fosse possível investigar apenas o impacto da eliminação das células. Foram utilizados dados simulados onde a classe de sinal corresponde ao decaimento do bóson Z em um par elétron-pósitron e o *background* é formado por elétrons provenientes de interações hadrônicas (jatos). Para todos os casos foram selecionadas amostras com energia transversa acima de 15 GeV (decaimento $Z \rightarrow e^+e^-$) e os dados foram divididos nas seguintes regiões de energia transversa e η , conforme definido na Figura 6:

E_T	[0.0, 0.8[	[0.8, 1.37[	[1.37, 1.54[	[1.54, 2.37[	[2.37, 2.47[
[15, 20[GeV	14575 209304	9200 163193	2987 42238	13146 211262	1249 17504
[20, 30[GeV	100580 135660	57697 104890	17546 28175	65863 133203	5896 12419
[30, 40[GeV	276162 38563	165197 29527	42715 8060	150685 36870	12365 3493
[40, 50[GeV	308204 14454	193170 11444	36782 2894	170648 13734	13530 1342
$E_T > 50$ GeV	112033 14407	70720 11485	14211 3150	58821 13015	4304 1073
	η				

Figura 6: Quantidade de amostras disponíveis para treinamento e teste dos modelos neurais (azul para classe de sinal, vermelho para classe *background*).

Um segundo experimento foi conduzido utilizando um conjunto de dados com perfil de empilhamento médio $\mu = 200$, com o objetivo de avaliar o desempenho dos modelos previamente treinados sob condições de menor *pile-up*. O objetivo deste experimento foi avaliar o impacto do aumento do *pile-up* sobre o desempenho dos sistemas de classificação. Devido à indisponibilidade, no momento da pesquisa, de um volume representativo de dados com alto *pile-up*, não foi realizado o retreinamento dos modelos; assim, avaliou-se apenas o desempenho em teste dos modelos previamente treinados com amostras com $\mu = 65$.

B. Configurações de Treinamento das Redes Neurais

O método *NeuralRinger* [9] é composto por um conjunto de redes neurais do tipo MLP, as informações detalhadas sobre

os parâmetros utilizados (obtidos de modo heurístico) para treinamento estão listados na Tabela II.

Tabela II: Arquitetura e parâmetros de treinamento dos modelos *NeuralRinger*.

Descrição	Parâmetros
Arquitetura do modelo	MLP
Número de camadas escondidas	1
Neurônios na camada escondida	5
Função de ativação (camada escondida)	ReLU
Neurônios na camada de saída	1
Função de ativação (saída)	Sigmóide
Algoritmo de otimização	ADAM [14]
Função custo	<i>Binary Crossentropy</i>
Tamanho da batelada	1024
Número máximo de épocas	5000
Critério de parada	Máximo do índice <i>SP</i> (Eq. 2)
Parada Antecipada	25 épocas
Validação cruzada	<i>Stratified k-fold</i>
Número de subconjuntos	10 (9 para treino e 1 teste)

Foi adotado como figura de mérito do treinamento e avaliação os modelos neurais, o índice Soma-Produto, descrito na Equação 2, que estima o equilíbrio entre o desempenho de identificação de elétrons e aceitação de jatos hadrônicos classificados como elétrons:

$$SP = \sqrt{\sqrt{P_D \cdot (1 - F_A)} \cdot \frac{P_D + (1 - F_A)}{2}} \quad (2)$$

onde P_D (Equação (3)) é a probabilidade de detecção de elétrons e falso alarme (F_A) (Equação (4)) é a probabilidade de classificar como elétron um jato hadrônico.

$$P_D = \frac{V_p}{V_p + F_n}, \quad (3)$$

onde V_p são os eventos verdadeiros positivos (quantidade de elétrons corretamente classificados), e F_n são os elétrons incorretamente classificados como jatos hadrônicos (falsos negativos).

$$F_A = \frac{F_p}{F_p + V_n}, \quad (4)$$

em que F_p é a quantidade de elétrons da classe de jatos hadrônicos incorretamente classificados como elétrons oriundos do bóson Z, e V_n é a quantidade de elétrons da classe de jatos hadrônicos corretamente classificados.

Os sinais de entrada (anéis) foram normalizadas em função do somatório da energia dos anéis, seguindo a Equação 5 e as classes foram balanceadas para o treinamento conforme a Equação 6, onde N é o número total de amostras, k é o número de classes e n_i é o número de amostras que pertencem a classe i .

$$r'_i = \frac{r_i}{|\sum_{j=1}^N r_j|}, \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$$c_i = \frac{N}{k \times n_i} \quad (6)$$

Para estimar a incerteza estatística associada ao conjunto de dados, foi adotado o método de validação cruzada estratificada (*stratified k-fold*) com 10 partições, sendo 9 utilizadas

para treinamento e 1 para teste e validação. Para estimar a variabilidade introduzida pelo processo de otimização, cada *fold* foi submetido a 5 inicializações independentes. O modelo com o melhor valor da função objetivo foi selecionado em cada *fold*, de modo a mitigar a influência de mínimos locais. Para avaliação dos resultados, diferentes pontos de operação do sistema de classificação foram considerados: *Very Loose* e *Tight*. Esses pontos representam diferentes critérios de decisão na análise de elétrons, variando do mais permissivo ao mais restritivo. A seguir, são descritas as configurações *Very Loose* e *Tight*⁵.

Com objetivo de reduzir o custo computacional, foram realizados diversos testes com diferentes configurações de entrada, como descrito na Tabela III, buscando uma configuração compacta e representativa o suficiente para solucionar o problema da seleção online de elétrons sem aumentar expressivamente o falso alarme.

Versão	PS	EM1	EM2	EM3	HAD1	HAD2	HAD3	Total
v_0	8	64	8	8	4	4	4	100
v_1	4	32	4	4	2	2	2	50
v_2	2	16	2	2	1	1	1	25
v_3	8	64	8	8	0	0	0	88
v_4	4	32	4	4	0	0	0	44

Tabela III: Versões dos modelos MLP que foram treinados com diferentes quantidades de anéis. As colunas indicam a quantidade de entradas por camada do detector e o total de entradas para cada modelo.

IV. RESULTADOS

As Figuras 7 e 8 apresentam a comparação do perfil médio dos 100 anéis para o conjunto de dados com e sem a restrição de energia nas células (referência) para as exemplos de elétrons e jatos hadrônicos, respectivamente. Abaixo dos perfis são mostrados os valores obtidos para a D_{KL} , que foi computada alternando o argumento para para avaliar a influência da assimetria para os anéis.

Observa-se que tanto para elétrons quanto para jatos hadrônicos, os anéis mais afetados pela redução do número de células foram os mais externos de cada camada. Esse comportamento é evidenciado pelos valores obtidos para a divergência de Kullback-Leibler (D_{KL}), que apresentaram menores magnitudes para os anéis iniciais de cada camada e valores mais elevados para os anéis mais externos. Esse padrão se mantém especialmente nas camadas eletromagnéticas. Já

⁵**Very Loose**: representa o limiar de decisão da rede neural mais permissivo. Com uma seleção mais relaxada, é permitido a aceitação de uma quantidade maior de candidatos a elétrons. Essa abordagem aumenta a eficiência de detecção, sendo útil em análises em que se deseja preservar o maior número possível de eventos com elétrons. Contudo, esse ganho em eficiência vem ao custo de uma menor pureza da amostra, pois a probabilidade de aceitar ruído de fundo aumenta. **Tight**: corresponde ao critério mais rigoroso aplicado na seleção de elétrons. É exigida uma compatibilidade elevada entre as características observadas de um candidato a elétron e os padrões esperados para elétrons. Como consequência, apenas os candidatos mais confiáveis são aceitos, o que garante uma amostra com alta pureza. No entanto, essa seletividade mais elevada reduz a eficiência da seleção.

nas camadas hadrônicas, onde não se espera uma deposição significativa de energia para elétrons, as variações na divergência foram menos expressivas, sendo que o primeiro anel destas camadas apresentou o menor ou igual valor de D_{KL} em relação aos demais, como era esperado, dado que esse anel é composto geometricamente por uma única célula. O impacto no perfil dos anéis mais externos é esperado, uma vez que a energia do chuveiro das partículas se espalha de modo decrescente nas direções laterais e longitudinais, nos quais os anéis mais externos tem maior probabilidade de ter sensores sensibilizados com baixa energia, muito próximo da energia do ruído esperado. Assim, muito mais células são afetadas pelo corte em 2σ nos anéis mais externos se comparado ao centro do chuveiro de partículas (anéis mais internos).

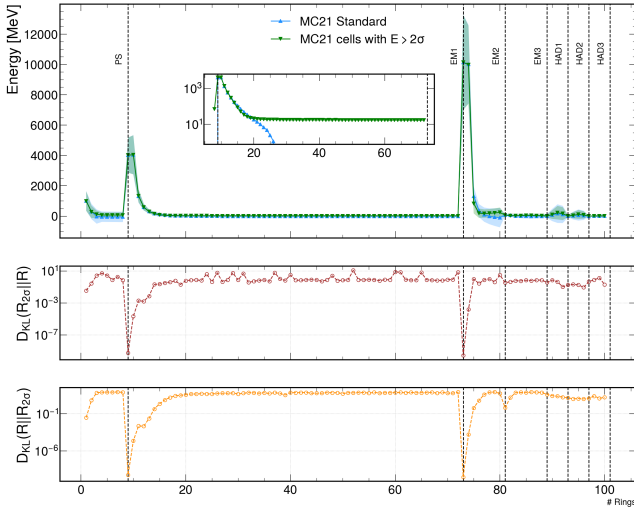


Figura 7: Perfil médio de energia dos anéis para o sinal. O gráfico mostra a distribuição da amostra com a restrição de ruído versus a amostra sem restrição para $30 < E_T \leq 40$ GeV e $0,0 < \eta \leq 0,8$. O gráfico abaixo apresenta a medida da divergência KL.

Uma segunda análise exploratória para entender as diferenças dos atributos com e sem o corte de sensores foi realizada a partir da análise de correlação entre as variáveis. A Figura 9 apresenta as matrizes de correlação entre as variáveis de entrada dos modelos. A primeira matriz corresponde à correlação entre os anéis obtidos sem a aplicação de restrição de ruído nas células; a segunda refere-se aos anéis com essa restrição; e a terceira mostra a diferença entre as duas anteriores. O objetivo dessa análise foi investigar se a aplicação da restrição de ruído afeta significativamente a correlação entre os anéis. Observa-se, a partir da terceira matriz, que a maioria das diferenças é pequena, com aumento progressivo nas regiões correspondentes aos anéis mais externos de cada camada. Além disso, essas diferenças são predominantemente negativas, sugerindo que a restrição de ruído introduz uma distorção na informação anelada, com impacto de até 20% nas amostras com baixo *pile-up*.

O treinamento dos modelos com dados submetidos à

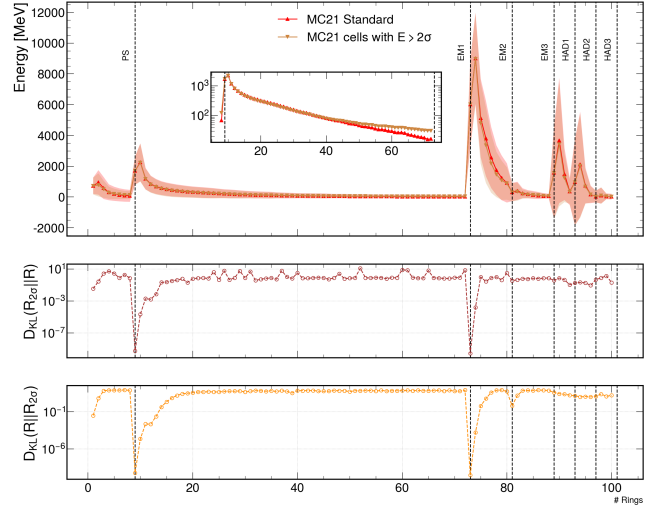


Figura 8: Perfil médio de energia dos anéis para o *background*. O gráfico mostra a distribuição da amostra com a restrição de ruído versus a amostra sem restrição para $30 < E_T \leq 40$ GeV e $0,0 < \eta \leq 0,8$. O gráfico abaixo apresenta a medida da divergência KL.

restrição de ruído foi realizado, e sua avaliação foi conduzida por meio da análise das figuras de mérito descritas na metodologia. A Figura 10 apresenta os resultados obtidos em um dos *folds*, na região definida por $E_T \in [30, 40[$ GeV e $\eta \in [0,0, 0,8[$. Observa-se a evolução da função custo para os conjuntos de treino e teste, sem indícios de *overfitting*. A curva ROC do conjunto de teste evidencia que o modelo alcançou alta probabilidade de detecção com baixo índice de falso alarme. Os triângulos vazados representam os pontos de operação do modelo de referência, enquanto os triângulos preenchidos indicam os obtidos neste modelo, sendo todos bastante próximos entre si.

Na parte inferior da imagem, são exibidas as curvas de evolução da probabilidade de detecção (PD) e do índice SP ao longo das épocas. Observa-se o comportamento esperado: crescimento progressivo da PD e uma curva do índice SP que atinge valores próximos de 1, refletindo o bom desempenho do classificador.

Nas Tabelas IV e V estão dispostos os valores de eficiência e falso alarme obtidos pelos modelos a partir da validação cruzada em comparação com a referência que é dada pelo resultado de operação do modelo que atua no *trigger* de elétrons do ATLAS na data de publicação deste artigo. Nota-se que os modelos v_0 e v_1 são os que possuem o menor F_A em relação aos outros modelos. O modelo com a pior performance considerando a validação cruzada foi o modelo v_2 que atingiu valores de F_A maiores que 10% na média, o que é um indicativo de que estes 25 anéis não são suficientes para manter a baixa taxa de F_A . Os modelos v_3 e v_4 também possuem valores de F_A maiores do que a referência, o que era esperado dada a redução no número de entradas para estes modelos. Estudos em andamento utilizam conhecimento de

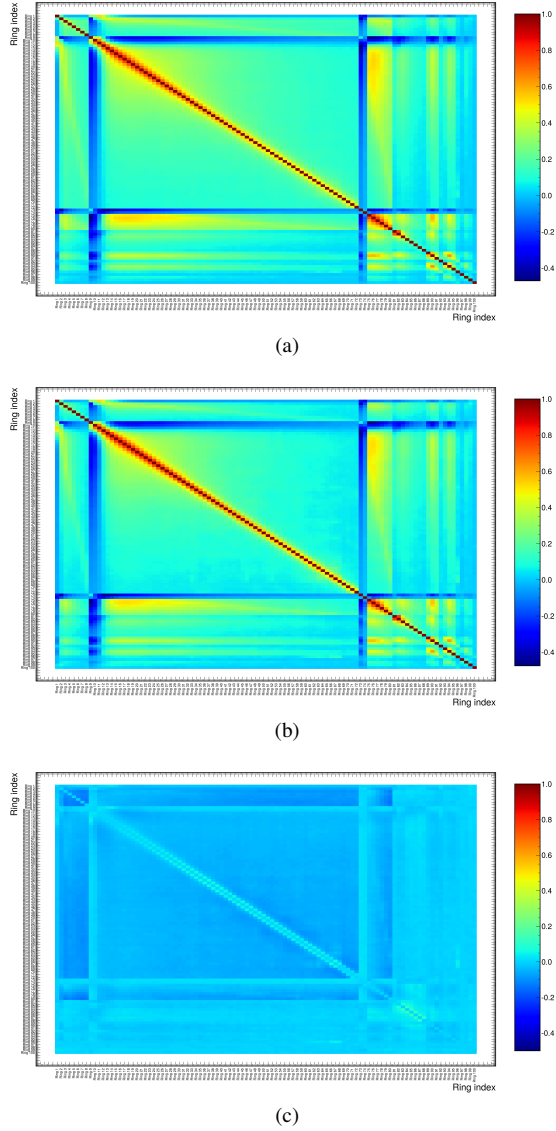


Figura 9: Matrizes de cor relação entre as variáveis de entrada para 9a dados sem restrição de ruído; 9b dados com a restrição de ruído e ao final em 9c a diferença entre as duas matrizes.

calorimetria para buscar conjuntos com menos anéis porém representativos o suficiente para manter a alta detecção e baixa contaminação de *background*.

Versão	P_D [%]	F_A [%]
Ref.	99,58	5,13
v_0	$99,58 \pm 0,01$	$4,76 \pm 0,23$
v_1	$99,59 \pm 0,01$	$5,26 \pm 0,22$
v_2	$99,58 \pm 0,01$	$11,63 \pm 0,60$
v_3	$99,58 \pm 0,01$	$5,89 \pm 0,29$
v_4	$99,58 \pm 0,01$	$6,58 \pm 0,32$

Tabela IV: Eficiências para classificação considerando toda a faixa dinâmica acima de 15GeV para o ponto de operação Tight.

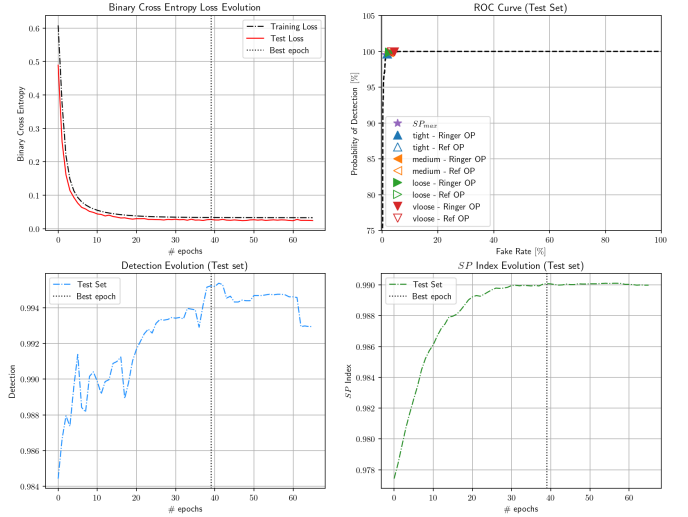


Figura 10: Evolução do treinamento para um fold na região de $30 < E_T \leq 40 \text{ GeV}$ e $0,0 < \eta \leq 0,8$. Estão dispostos na parte superior a função custo e a curva ROC, respectivamente. Na parte inferior vemos a evolução do P_D e do SP, nesta ordem.

Versão	P_D [%]	F_A [%]
Ref.	99,84	8,33
v_0	$99,85 \pm 0,01$	$8,19 \pm 2,47$
v_1	$99,84 \pm 0,01$	$8,83 \pm 2,42$
v_2	$99,84 \pm 0,01$	$16,72 \pm 2,57$
v_3	$99,84 \pm 0,01$	$9,16 \pm 1,46$
v_4	$99,84 \pm 0,01$	$10,07 \pm 1,78$

Tabela V: Eficiências para classificação considerando toda a faixa dinâmica acima de 15GeV para o ponto de operação Very Loose.

Na Figura 11 está disposto o perfil médio de uma amostra de sinal com 200 de *pile-up* e sem quaisquer restrições de energia nas células. Observa-se que o perfil dos anéis apresenta alterações, principalmente nos anéis mais externos da camada EM1 quando comparado à amostra que possui menor nível de *pile-up*.

A Tabela VI, apresenta os valores de eficiência em detecção obtidos utilizando o modelo v_1 considerando-se a amostra com alto *pile-up*, onde foi detectado uma queda da eficiência em todos os pontos de operação, com o destaque para o ponto de operação *Tight* onde a redução foi de aproximadamente 1 ponto percentual. Trabalhos futuros farão estudos utilizando mais eventos e amostras de *background*, o que permitirá obter as diferenças em termos de falso alarme e melhores estatísticas para eficiência do modelo nesse ambiente de alto empilhamento de sinais.

V. CONCLUSÃO

O aumento da luminosidade no HL-LHC impõe desafios significativos ao sistema de *trigger* do ATLAS, exigindo

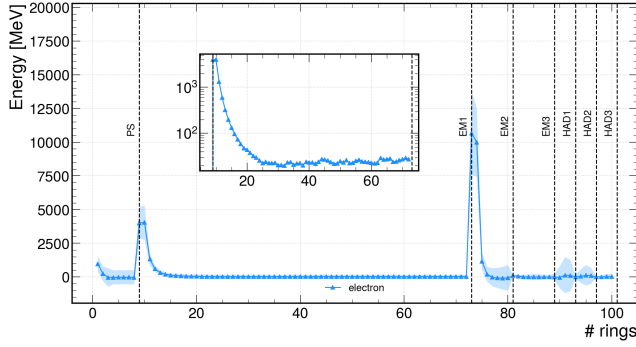


Figura 11: Perfil médio de energia dos anéis sem a restrição de energia nas células e $pile-up$ igual a 200 para o sinal, em azul para $30 < E_T \leq 40$ GeV e $0, 0 < \eta \leq 0, 8$.

Ponto de Operação	P_D [%]	Ref.
Tight	98,17	99,58
Medium	99,22	99,76
Loose	99,42	99,80
Very Loose	99,57	99,84

Tabela VI: Eficiências da classificação considerando toda a faixa dinâmica acima de 15GeV para todos os pontos de operação e usando o modelo treinado para $\mu \approx 65$ com a restrição de energia nas células e dados com $\mu \approx 200$ sem restrição de energia nas células.

algoritmos capazes de operar com alta eficiência mesmo em condições adversas, como a grande ocupação do detector e a ausência parcial de informações. Neste trabalho, foi avaliado o desempenho do *NeuralRinger* para a classificação online de elétrons no nível L0 do *Trigger*, sob restrições impostas pela exclusão de células com energia menor que 2σ e altos níveis de $pile-up$. Os resultados preliminares indicam que o modelo MLP mantém alta eficiência de detecção, mesmo com a perda de parte da informação das células. A degradação de desempenho observada foi inferior a 1% nos modelos com 50 anéis. Essa diferença se acentua nos modelos com menor número de anéis, sendo maior para o modelo com 25 anéis, que apresentou o pior desempenho. Estudos em andamento buscam alternativas para reduzir a dimensionalidade das entradas sem comprometer a eficiência, explorando a seleção otimizada de subconjuntos de anéis com base em conhecimento sobre a resposta do calorímetro e em análises de correlação entre variáveis, com o objetivo de mitigar o impacto no falso alarme e preservar a capacidade discriminativa do modelo. Modelos treinados com $\mu \approx 65$ mostraram-se robustos também para $\mu \approx 200$, sugerindo boa capacidade de generalização. A taxa de falso alarme sob alto $pile-up$ será analisada em estudos futuros. Destaca-se que o modelo *NeuralRinger* é baseado em uma arquitetura simples e de baixa complexidade e com poucos parâmetros, o que favorece sua aplicação em ambientes com restrições severas de tempo e recursos computacionais,

como o sistema de seleção online do ATLAS. Trabalhos futuros irão investigar o impacto da ausência das células em conjuntos de dados com $pile-up \approx 200$, e uma nova avaliação da arquitetura da rede será realizada. Estes resultados motivam a implementação desta técnica em hardware, deste modo trabalhos futuros estão previstos para avaliar a implementação e desempenho deste método de identificação *online* de elétrons.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer a FAPERJ, FAPESB, RENAFAP e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro e pela concessão de bolsa através do processo nº 140744/2023-1, que possibilitou o desenvolvimento deste trabalho. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- [1] S. Spencer, T. Armstrong, J. Watson, S. Mangano, Y. Renier, and G. Cotter, "Deep learning with photosensor timing information as a background rejection method for the cherenkov telescope array," *Astroparticle Physics*, vol. 129, p. 102579, 2021.
- [2] D. Sarkar, M. P., P. S., N. Chouhan, C. Borwankar, A. Bhattacharya, A. Tickoo, and R. Rannot, "Comparison of data storage and analysis throughput in the light of high energy physics experiment mace," *Astronomy and Computing*, vol. 33, p. 100409, 2020.
- [3] L. Evans and P. Bryant, "LHC machine," *Journal of Instrumentation*, vol. 3, no. 08, pp. S08 001–S08 001, aug 2008.
- [4] "The ATLAS Upgrade for the HL-LHC," CERN, Geneva, Tech. Rep., 2025, all figures including auxiliary figures are available at <https://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/PUBNOTES/ATL-UPGRADE-PUB-2025-001>. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/2928798>
- [5] W. Herr and B. Muratori, "Concept of luminosity," 2006.
- [6] A. Collaboration *et al.*, "Luminosity determination in pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ tev using the atlas detector at the lhc," *arXiv preprint arXiv:2212.09379*, 2022.
- [7] "Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS TDAQ System," CERN, Geneva, Tech. Rep., 2017. [Online]. Available: <https://cds.cern.ch/record/2285584>
- [8] A. Collaboration, "The ATLAS experiment at the CERN Large Hadron Collider," *Journal of Instrumentation*, vol. 3, no. 08, pp. S08 003–S08 003, aug 2008. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088/1748-0221/3/08/s08003>
- [9] J. d. F. Pinto, "Filtragem online segmentada baseada em redes neurais operando na informação de um calorímetro de altas energias de fina granularidade," Tese de D.Sc., COPPE/UF RJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2022.
- [10] D. Acosta, S. Buontempo, L. Calôba, R. DeSalvo, A. Ereditato, R. Ferrarri, G. Fumagalli, G. Goggi, W. Hao, A. Henriques, L. Linssen, M. Liyan, A. Maio, M. Mondardini, B. Ong, H. Paar, F. Pastore, E. Pennacchio, L. Poggioli, G. Polesello, F. Riccardi, A. Rimoldi, C. Scheel, J. Seixas, A. Simon, M. Sivertz, P. Sonderegger, M. Souza, Z. Thomé, V. Vercesi, Y. Wang, R. Wigmans, and C. Xu, "Lateral shower profiles in a lead/scintillating fiber calorimeter," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 316, no. 2, pp. 184–201, 1992.
- [11] I. Levy, "Measurement of shower development and its mollière radius with a four-plane lumical test set-up," Tech. Rep., 2017.
- [12] W. S. Freund, A. Collaboration *et al.*, "An ensemble of neural networks for online electron filtering at the atlas experiment," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1525, no. 1. IOP Publishing, 2020, p. 012076.
- [13] G. Aad, Abbott *et al.*, "Performance of electron and photon triggers in ATLAS during lhc run 2," *Eur. Phys. J. C*, vol. 80, p. 47. 56 p, Sep 2019.
- [14] D. P. Kingma, "Adam: A method for stochastic optimization," *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.