

Combinação das Informações de Trajetória e Calorimetria para um Sistema de Identificação de Elétrons baseado em Redes Neurais Artificiais

Sarita de Miranda Rimes¹, Bernardo Sotto-Maior Peralva¹, Edmar Egidio P. de Souza²,
Eduardo Furtado Simas Filho², José M. de Seixas³, Bertrand Laforge⁴, José Ocariz⁵, Juan Lieber Marin⁶

¹Instituto Politécnico, UERJ, ²Laboratório de Sistemas Digitais, PPGECC/UFBA

³Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE/POLI, UFRJ

⁴LPNHE - Sorbonne Université (FR), ⁵LPNHE - Université Paris Cité (FR)

⁶Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Bahia, IFBA

Emails: {smrimes, bernardo}@iprj.uerj.br, {edmar.egidio, eduardo.simas}@ufba.br

seixas@lps.ufrj.br, {laforge, ocariz}@lpnhe.in2p3.fr, juan.marin@ifba.edu.br

Resumo—Elétrons são partículas importantes para o programa de física do Experimento ATLAS do LHC no CERN, no qual estão envolvidos decaimentos de interações raras. Entretanto, uma intensa contaminação por ruído de fundo (jatos de constituintes de prótons) pode mascarar os atributos discriminantes extraídos da energia depositada por elétrons no sistema de calorimetria do ATLAS, dificultando a sua detecção. Devido a presença de carga, elétrons são sensíveis ao intenso campo magnético produzido pelo detector interno, e a informação da sua trajetória pode ajudar em sua identificação e na remoção do ruído de fundo. Neste trabalho, é proposto um sistema de classificação inteligente baseado em redes neurais artificiais que combina as informações de trajetória de elétrons com as medidas de energia depositada no calorímetro do ATLAS. O objetivo principal é diminuir a taxa de falsos positivos no sistema de filtragem *online* de elétrons. Os resultados obtidos indicam uma melhoria de até 2,8 pontos percentuais, se comparado ao sistema padrão de seleção *online* de elétrons em operação no ATLAS atualmente.

Palavras-chave—Redes Neurais Artificiais, Física de Altas Energias, Identificação de Elétrons.

I. INTRODUÇÃO

A física de partículas e de altas energias é uma área importante da física moderna. Experimentos nesse campo têm se mostrado cada vez mais relevantes para a compreensão do universo, da matéria e também para o desenvolvimento de novas tecnologias, que acabam por se tornar cruciais no dia a dia [1], [2].

O LHC (do inglês, *Large Hadron Collider*) [3], ou Grande Colisor de Hádrons, está inserido no contexto da física de partículas e de altas energias. Ele fica localizado no CERN (do inglês, *European Organization for Nuclear Research*) [4], na fronteira entre a França e a Suíça, e é o maior e mais energético acelerador de partículas do mundo. Composto por quatro experimentos principais, o LHC também possui experimentos menores, porém ainda importantes para a ciência.

O maior dos experimentos do LHC é o ATLAS (do inglês, *A Toroidal LHC Apparatus*) [5], um detector de propósito geral, capaz de identificar diversos tipos de partículas e estudar

diferentes processos físicos. O ATLAS é constituído por alguns componentes, sendo seis principais. Seu sistema de calorimetria está entre uma das partes mais importantes do detector, tendo em vista que os calorímetros são altamente segmentados e capazes de amostrar partículas de forma bastante eficiente, apresentando aumento de precisão diretamente proporcional ao aumento de energia.

O sistema de calorimetria do ATLAS [6] consiste em dois tipos de calorímetros: o Eletromagnético e o Hadrônico. Além disso, duas tecnologias diferentes são usadas: utilizando-se argônio líquido ou placas de aço e telhas cintilantes para a amostragem das partículas. Os calorímetros são divididos espacialmente em coordenadas cilíndricas η e ϕ (assim como o ATLAS em si), com partes mais próximas do ponto de colisão das partículas e partes mais distantes. Esse fator e sua alta segmentação influenciam fortemente na detecção e amostragem das partículas.

A seleção *online* de eventos de interesse no ATLAS acontece no *Trigger* [7], que é um sistema dividido em dois níveis principais: o L1, implementado em *hardware*, e o HLT, que consiste em uma série de algoritmos que processam os eventos selecionados pelo L1 e diminuem a taxa dos mesmos a cada etapa [8]. Apesar de ter-se boas taxas de eficiência na identificação de partículas nesse sistema atualmente, ainda existem muitos pontos que podem ser aprimorados. Com a expectativa de aumento da luminosidade no LHC, parâmetro que é diretamente proporcional à densidade dos feixes que são acelerados, os desafios se tornam ainda maiores.

Para o *trigger* de elétrons, ambiente de implementação dos estudos desenvolvidos no presente artigo, o HLT tem duas etapas principais: a *Fast* e a *Precision*. Na etapa *Fast*, é executado um algoritmo chamado de Ringer [9], que é baseado em um conjunto de redes neurais do tipo MLP (do inglês, *Multi-Layer Perceptron*) [10]. Esse algoritmo utiliza informações de calorimetria para fazer a identificação de elétrons. No entanto, a taxa de falsos positivos, no atual contexto chamada de *fake rate*, se apresenta de forma relevante nesse processo, sendo causada

principalmente por jatos hadrônicos também provenientes das colisões e que são identificados erroneamente como elétrons. Na sub-etapa, subsequente a execução do NeuralRinger, um algoritmo de reconstrução rápida da trajetória de elétrons recebe informações primárias dos detectores de trajetória, para estimar o momento e desvios da partícula devido a sua passagem pelo campo magnético. Devido ao intenso recurso computacional dedicado para esta reconstrução, e o volume de informação a ser processada neste nível de filtragem, apenas poucas variáveis de trajetória são estimadas, entretanto apresentam importante poder discriminativo no problema de classificação elétron - jato.

A identificação eficiente de elétrons é importante para a detecção de novas partículas e a observação daquelas já conhecidas, possibilitando estudos mais aprofundados. Elétrons são partículas presentes em muitos processos físicos de interesse, como decaimentos de bósons, além de serem importantes para estudos do Modelo Padrão e além [11]. Estudos preliminares mostram que a ativação de técnicas para lidar com os efeitos de *bremstrahlung* [12] tendem a aumentar a eficiência da detecção no *Trigger* de elétrons, mas também aumentam a taxa de falsos positivos.

A proposta apresentada neste trabalho consiste na utilização de variáveis de traço, as quais são capazes de descrever a trajetória da partícula, conjuntamente com as de calorimetria como entrada do conjunto de redes neurais, visando a diminuição do *fake rate* e melhorando assim a eficiência de detecção de elétrons no *trigger*. O uso de técnicas de Aprendizagem de Máquina na área de física de partículas e de altas energias vindo sendo realizado há algumas décadas, apresentando resultados promissores [13]. As informações de traço descrevem a trajetória da partícula a partir do momento em que a colisão acontece e consideram a sua interação com o detector. Para tais análises, dados de Monte Carlo aprovados por *tag & probe* foram simulados e aplicados na metodologia proposta.

Na próxima seção, o ambiente de trabalho que serviu como base para as análises é apresentado. Na Seção III, a metodologia utilizada é explicada em detalhes e já na Seção IV os resultados dos estudos são mostrados e discutidos. Por fim, as conclusões são apresentadas na Seção V.

II. AMBIENTE DE TRABALHO

O presente estudo foi realizado usando-se como base o ambiente de calorimetria do experimento ATLAS, do LHC, colisor de partículas localizado no CERN. Assim, nesta seção, serão detalhados cada um desses tópicos, contextualizando o trabalho desenvolvido.

A. Large Hadron Collider (LHC)

O LHC, do CERN, é o maior e mais energético acelerador de partículas do mundo. É composto por dois anéis supercondutores posicionados dentro de um túnel de cerca de 27 km de circunferência construído 100 m abaixo do nível do solo. O CERN é amplamente conhecido no cenário científico e é

considerado o maior laboratório de física de partículas do mundo.

O principal objetivo do LHC é explorar a física além do modelo padrão. Para isso, feixes de prótons são acelerados em direções opostas dentro dos anéis. Em pontos específicos, os chamados *experimentos*, esses feixes são colididos e os dados resultantes das colisões são analisados (*on-line*) ou coletados para análises posteriores (*off-line*). As colisões ocorrem a cada 25 ns e a luminosidade (parâmetro proporcional à densidade do feixe de partículas) pode chegar a $L = 10^{34} \text{ cm}^2 \text{ s}^{-1}$ nos experimentos de alta luminosidade.

O LHC tem quatro experimentos principais: ATLAS, CMS, LHCb e ALICE. O ATLAS e o CMS são detectores de alta luminosidade e de propósito geral, enquanto o LHCb e o ALICE são especializados em determinadas áreas da física. A Fig. 1 mostra um esquema do LHC e seus experimentos.

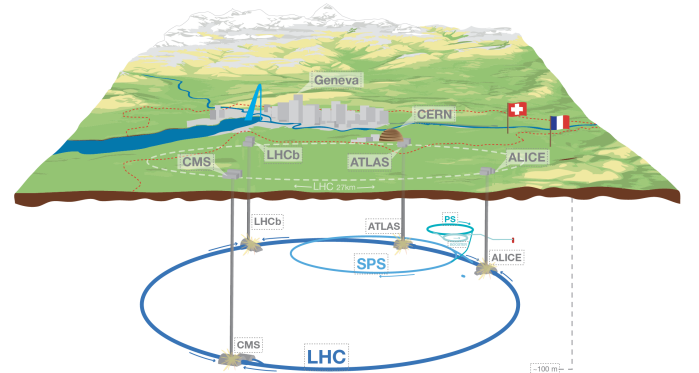


Figura 1: Esquema do LHC e seus quatro experimentos principais.

B. A Toroidal LHC ApparatuS (ATLAS)

O ATLAS é o maior dos experimentos do LHC e é um detector de propósito geral, ou seja, foi projetado para ser capaz de detectar uma grande variedade de partículas e estudar diversos tipos de processos físicos [14].

Uma ilustração do ATLAS pode ser vista na Fig. 2. Com 44 m de comprimento, 25 m de altura e pesando cerca de 7.000 toneladas, o ATLAS se apresenta como um grande e complexo detector. Ele é formado por seis componentes principais: Detector Central (do inglês, *Inner Detector*), Solenoide (do inglês, *Solenoidal Magnets*), os Calorímetros Eletromagnético e Hadrônico (do inglês, *Electromagnetic and Hadronic Calorimeters*), o Espectrômetro de Muons (do inglês, *Muon Spectrometer*) e o Toróide (do inglês, *Toroid Magnets*).

Cada componente do ATLAS tem sua importância e seus objetivos bem delineados nos estudos das informações provenientes das colisões. Neste trabalho, o foco estará no sistema de calorimetria, tendo em vista que foi o ambiente usado como base para todas as análises aqui realizadas.

C. Sistema de Calorimetria do ATLAS

Calorímetros são detectores bastante importantes em experimentos de física de altas energias, principalmente pelo fato

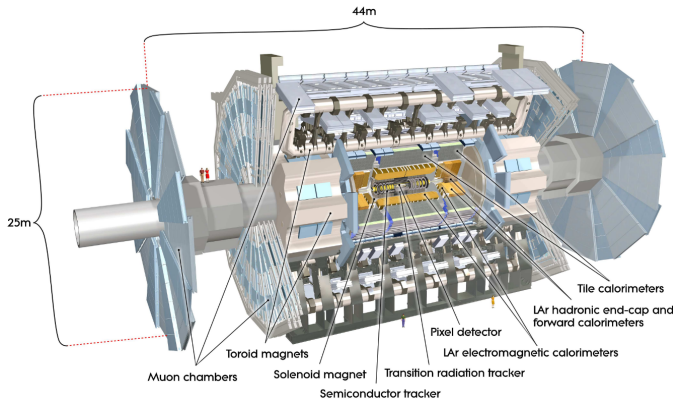


Figura 2: Ilustração do detector ATLAS [5].

de que sua resolução aumenta de forma direta com a energia. Tal característica faz com que eles sejam cruciais em diversas medições e análises para a reconstrução dos fenômenos físicos relacionados [15].

O sistema de calorimetria do ATLAS é composto por dois tipos de calorímetros: o Eletromagnético e o Hadrônico. Como pode ser visto na Fig. 3, o Calorímetro Eletromagnético tem como princípio ativo o Argônio Líquido (LAr, do inglês, *Liquid Argon*) [16], enquanto o Calorímetro Hadrônico possui também partes que funcionam com um mecanismo que usa placas de aço como material absorvedor e telhas cintilantes como material ativo [17].

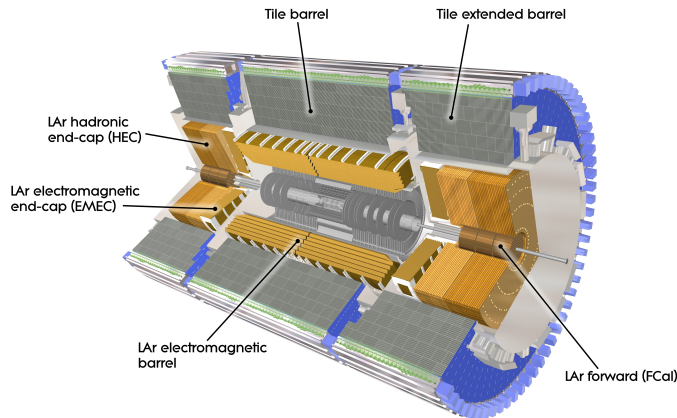


Figura 3: Calorímetros do experimento ATLAS [17].

O Calorímetro Eletromagnético é dividido em barril ($|\eta| < 1,475$) e tampas (*end-caps*) ($1,375 < |\eta| < 3,2$). Sua técnica de amostragem utiliza argônio líquido como meio ativo, juntamente com absorvedores de chumbo em formato de acordeão, enquanto eletrodos são responsáveis por fazer a leitura dos canais do detector.

Já o Calorímetro Hadrônico cobre uma faixa de $|\eta| < 5$, tendo-se o Calorímetro de Telhas (*TileCal*) [18] em $|\eta| < 1,6$, que é o maior calorímetro hadrônico do experimento ATLAS. O *TileCal* funciona utilizando placas de aço como material absorvedor e telhas cintilantes como material ativo, as quais

fazem a amostragem parcial dos dados, e é dividido em barril central e barril estendido.

Na faixa de $1,5 < |\eta| < 4,9$, o princípio ativo dos calorímetros hadrônicos passa a ser o argônio líquido, seguindo o mesmo mecanismo utilizado no Calorímetro Eletromagnético. Dentro dessa faixa, o *end-cap* se estende até $|\eta| < 3,2$ e o *forward* se localiza em $3,2 < |\eta| < 4,9$.

O sistema de calorimetria do ATLAS é construído em *hardware* e *software*, de maneira que os dados sejam coletados e tratados de forma bastante eficiente. Apesar disso, muitos desafios ainda existem, principalmente devido a grande quantidade de informações produzidas a cada colisão.

III. METODOLOGIA

A. Sistema de Trigger do ATLAS

O Trigger do ATLAS é responsável pela seleção dos eventos de interesse. Ele é composto por etapas e cada uma delas tem um papel crucial na identificação de partículas. Atualmente, o Trigger é dividido em duas etapas: L1 (*first-level*) e HLT (*high-level trigger*).

O primeiro nível do *trigger*, L1, é implementado em *hardware* e utiliza informações dos calorímetros e das câmaras de múons para selecionar eventos, diminuindo as taxas de 40 MHz para cerca de 100 kHz. Além disso, é nessa etapa que são definidas as Regiões de Interesse, chamadas de RoIs (do inglês, *Regions of Interest*), onde os *softwares* da próxima fase do *trigger* atuarão.

O HLT, por sua vez, utiliza algoritmos implementados em *software* para processar os eventos selecionados pelo L1, reduzindo a taxa de eventos para aproximadamente 1 kHz. A seleção de partículas no HLT é feita por fases, sendo que cada etapa só tem acesso às informações aprovadas pela etapa anterior. A Fig. 4 mostra todos os estágios do HLT para o Trigger de Elétrons.

Neste trabalho, as análises são realizadas na etapa Fast, especificamente no FastTrack Reconstruction. As informações de calorimetria são usadas juntamente com as de traço como entrada de um conjunto de redes neurais, com o objetivo de diminuir a taxa de falsas detecções no Trigger de Elétrons.

As informações de calorimetria são relativas à energia depositada pela partícula no calorímetro, no momento da interação, enquanto as informações de traço descrevem a trajetória percorrida pela partícula no detector. Ambas são de grande relevância para o entendimento e a seleção de eventos de interesse.

B. Algoritmo Ringer

Na etapa Fast de reconstrução de elétrons no HLT, a reconstrução em calorimetria e a seleção de eventos passam por dois estágios de implementação de algoritmos: um baseado em cortes e outro em redes neurais, o qual é chamado de *Ringer* [19]. Na detecção de elétrons, o *Ringer* é utilizado para faixas de energia maiores ou iguais a 15 GeV, ou seja, $E_T \geq 15$ GeV.

Quando as colisões entre os feixes acontecem nos pontos determinados do detector, têm-se um chuveiro de partículas

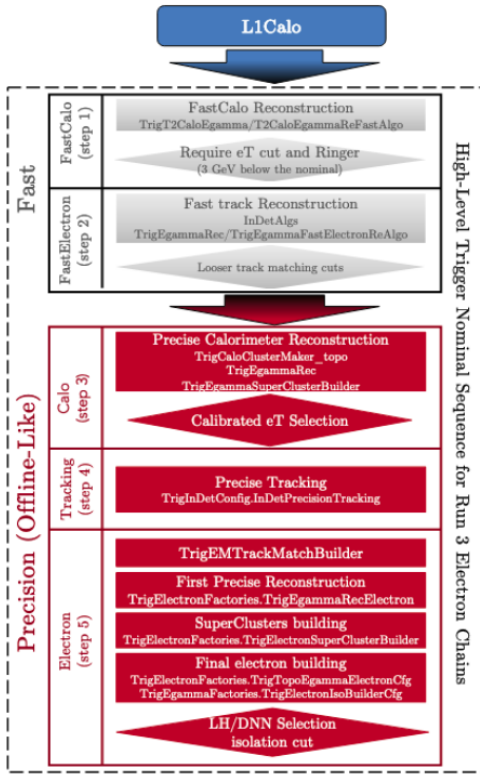


Figura 4: Etapas do HLT, no Trigger de Elétrons do ATLAS [7].

como resultado. Esse chuveiro tem um formato aproximadamente cônico ao redor da partícula inicial. O Ringer utiliza essa propriedade, já que isso permite que as informações de calorimetria sejam amostradas em termos de somas de energia das células no entorno circular do ponto de contato da partícula com o detector. Esses são os chamados *rings*, ou anéis, os quais são concêntricos com relação ao ponto de maior energia e são retangulares, devido à disposição das células no calorímetro.

A Fig. 5 ilustra como os anéis são organizados nas camadas dos calorímetros. A célula vermelha é a mais energética, e ao redor dela os anéis de células vão sendo formados. Cada anel é representado pela soma da energia de todas as células que o formam. Cada camada do calorímetro possui um número fixo de anéis.

No total, tem-se 100 anéis e as informações normalizadas são utilizadas como entrada de uma rede neural do tipo MLP. A rede neural é executada em um espaço de fases dividido em regiões de $E_T \times \eta$.

Para os estudos desenvolvidos neste trabalho, 50 dos 100 anéis foram selecionados. A escolha dos 50 é feita utilizando-se a primeira metade dos anéis de cada camada, já que, quanto mais próximo da célula central, maior será a energia somada do anel. A Tab. I resume as informações sobre quantidade de anéis por camada e quantos foram usados para as análises.

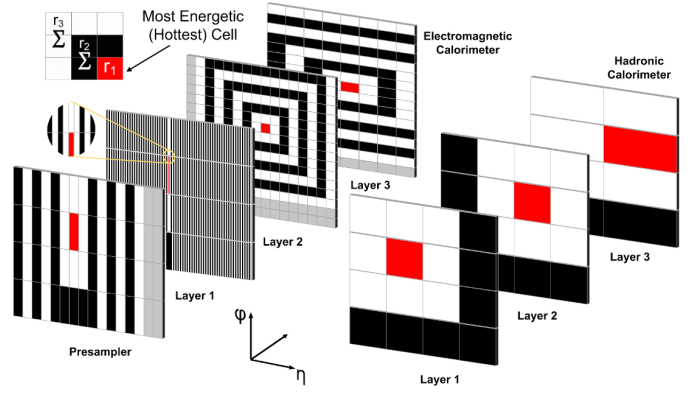


Figura 5: Esquema de anéis (*rings*) nas camadas do calorímetro [7].

Camada	Anéis	
	Total	Selecionados
PS	8	4
EM1	64	32
EM2	8	4
EM3	8	4
HAD1	4	2
HAD2	4	2
HAD3	4	2
	100	50

Tabela I: Quantidade de anéis total e selecionada por camada dos calorímetros.

C. Ringer com Variáveis de Traço

As variáveis de traço são estimadas na etapa do FastTrack Reconstruction e são usadas para reconstruir a trajetória da partícula detectada [21]. Neste trabalho, três variáveis de traço foram utilizadas:

- E/p , chamada de $etOverPt \rightarrow$ razão entre a energia do cluster e o momento;
- $\Delta\eta$, chamada de $trkClusDeta \rightarrow$ distância, em η , entre a posição do cluster de células na primeira camada do Calorímetro Eletromagnético, a EM1, e o traço extrapolado;
- $\Delta\phi$, chamada de $trkClusDphi \rightarrow$ distância, em ϕ , entre a posição do cluster de células na segunda camada do Calorímetro Eletromagnético, a EM2, e o traço redimensionado pelo momento.

A metodologia empregada consiste na utilização dessas três variáveis juntamente com as informações de calorimetria, ou seja, os anéis, como entrada da rede neural.

D. Metodologia das Análises

Para as análises realizadas, escolheu-se um mecanismo de junção das informações de traço e de calorimetria baseado na concatenação das variáveis após serem normalizadas. O espaço de fases foi dividido em faixas de energia, considerando $15 \text{ GeV} \leq E_T \leq \infty$, e em posição com relação a η , considerando $0.00 \leq |\eta| < 2.50$, utilizando-se 5 intervalos em ambos os casos:

$$15 \text{ GeV} \leq E_T < 20 \text{ GeV} \quad 0.00 \leq |\eta| < 0.80$$

$20 \text{ GeV} \leq E_T < 30 \text{ GeV}$	$0.80 \leq \eta < 1.37$
$30 \text{ GeV} \leq E_T < 40 \text{ GeV}$	$1.37 \leq \eta < 1.54$
$40 \text{ GeV} \leq E_T < 50 \text{ GeV}$	$1.54 \leq \eta < 2.37$
$50 \text{ GeV} \leq E_T < \infty$	$2.37 \leq \eta < 2.50$

Cada um dos intervalos de energia está associado a todos os intervalos de η , tendo-se um total de 25 divisões.

Os dados utilizados para as simulações são de Monte Carlo e aprovados pelo método *tag & probe* para elétrons. Neste procedimento, um bóson Z , partícula bastante conhecida e que decai em dois elétrons ($Z \rightarrow e^+e^-$), é selecionada. Em seguida, a identificação de um dos elétrons (o *tag*) é feita com base em critérios bastante rígidos. O outro elétron do par (o *probe*) é então utilizado para testar a eficiência da reconstrução.

Nos dados simulados, o sinal é composto por elétrons Zee e o *background*, por jatos. Para a rede neural, foram utilizados 5 neurônios na camada oculta e as funções de ativação ReLU (do inglês, *Rectified Linear Unit*), na primeira camada densa, e sigmoide, para mapeamento da saída da rede. A função de perda escolhida foi a entropia cruzada. A rede neural possui uma entrada de 53 dimensões, formada pelos 50 anéis mais as 3 variáveis de traço.

Para cada um dos bins no espaço de fases, foi feita uma validação cruzada com 10 iterações (ou *kfolds*) e 5 inicializações. Essa validação foi implementada utilizando-se 90% dos dados para treinamento e 10% para teste (ou validação). Os dados foram divididos em 10 conjuntos e, para cada execução, um conjunto diferente desses 10 foi selecionado para teste, ficando os outros nove para treinamento. Em cada uma das iterações a rede foi inicializada 5 vezes e a mais eficiente entre elas foi escolhida.

O número de eventos na entrada da rede neural varia de acordo com os bins, ou seja, com a posição em η no calorímetro e com a faixa de energia em E_T . Como os dados são simulados com base nos experimentos reais, alguns bins terão quantidades consideravelmente maiores de eventos do que outros. Na prática, isso significa que em regiões centrais do calorímetro, como $0,00 \leq |\eta| < 1,37$, têm-se um maior número de eventos, assim como em valores intermediários de E_T . Para o bin em $0,00 \leq \eta < 0,80$ e $30 \leq E_T < 40 \text{ GeV}$, por exemplo, tem-se um total de 1.215.832 eventos, considerando-se sinal mais *background*, enquanto o bin em $2,37 \leq \eta < 2,50$ e $E_T \geq 50 \text{ GeV}$ possui apenas 21.664 eventos. Essas são as regiões onde, respectivamente, tem-se o maior e o menor número de entradas na rede.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Antes de analisar os resultados da metodologia aplicada, é importante olhar para as distribuições das variáveis de traço. As Figs. 6, 7 e 8 apresentam as distribuições de E/p , $\Delta\eta$ e $\Delta\phi$, respectivamente. A partir desses gráficos, é possível ver de forma clara a discriminação entre elétrons e jatos, observando que os elétrons tendem a se concentrar mais perto de zero, enquanto os jatos se espalham de maneira mais uniforme por toda a faixa de valores.

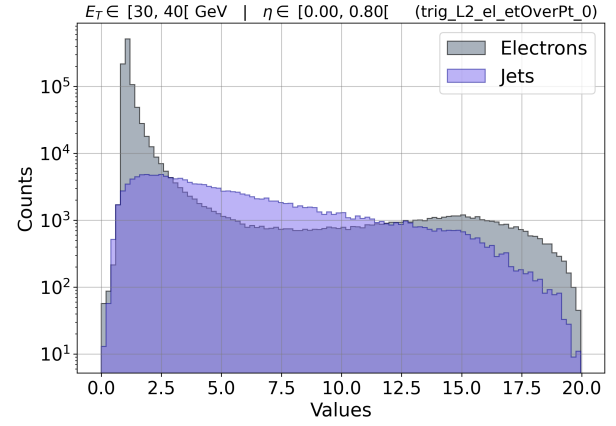


Figura 6: Distribuição de E/p , para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

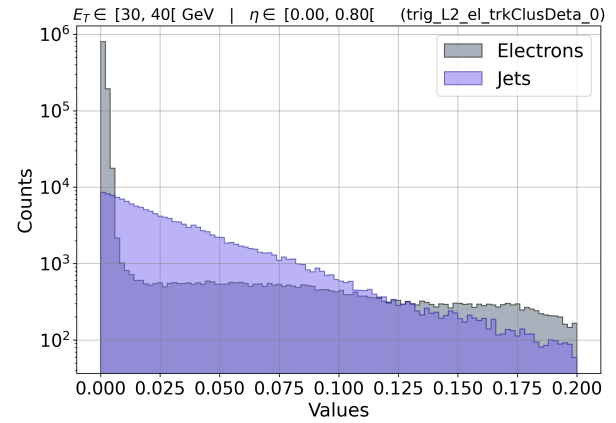


Figura 7: Distribuição de $\Delta\eta$, para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

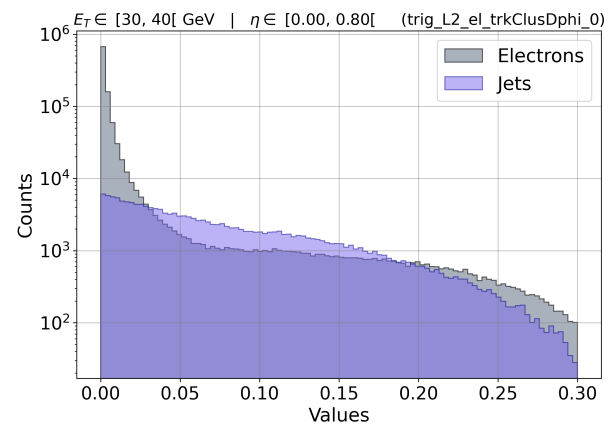


Figura 8: Distribuição de $\Delta\phi$, para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

Outra análise importante é a do perfil médio dos anéis. Na Fig. 9 são mostradas essas curvas para elétrons e jatos, considerando todos os 100 anéis disponíveis. Apesar de neste trabalho terem sido usados apenas 50 dos 100 anéis, é comum que esse perfil seja exibido para a faixa completa. Isso permite visualizar a distribuição de energia nas camadas e também verificar que de fato os primeiros anéis de cada uma tendem a ser mais energéticos do que aqueles posicionados mais ao final. A escolha de utilizar 50 anéis, selecionando-se a primeira metade de cada camada, se baseia nessa informação.

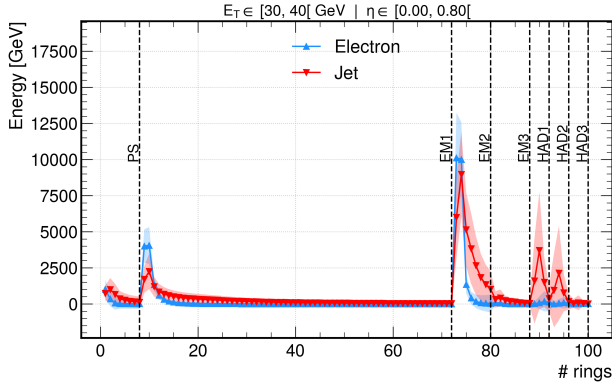


Figura 9: Perfil médio dos anéis, considerando todos os 100 possíveis, para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

Após os treinamentos serem executados, alguns gráficos foram plotados para que os estudos pudessem ser feitos. O primeiro que será analisado é a curva ROC (do inglês, *Receiver Operating Characteristic*) [20], mostrada na Fig 10. Esse é um tipo de gráfico que permite que uma taxa de falsos positivos seja relacionada a uma taxa de verdadeiros positivos. Uma curva acima da diagonal e que se aproxima do canto esquerdo descreve um bom classificador.

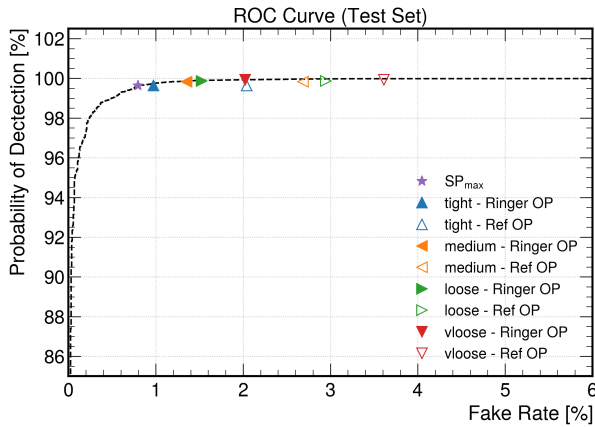


Figura 10: Curva ROC do treinamento, para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

É possível notar que, para todas as operações (*tight*, *medium*, *loose* e *vlose*), as estimações feitas utilizando-se o Ringer juntamente com as variáveis de traço (Ringer OP) apresentam

valores de *fake rate* mais baixos do que as estimações de referência (Ref OP), enquanto a probabilidade de detecção é mantida. É importante citar que os pontos de operação são usados para controlar a taxa de eventos aceitos, sendo o *tight* o mais criterioso (grandes chances de a partícula observada ser interessante), passando pelo *medium*, o *loose* e chegando ao menos criterioso, o *vlose* [22]. Para o presente trabalho, o *tight* será considerado.

Em termos de análise de desempenho da rede neural, é importante olhar também como a função de perda se comporta durante o treinamento. Na Fig. 11 observa-se que a entropia cruzada é minimizada conforme as épocas vão passando, o que é esperado para uma rede neural que esteja operando corretamente.

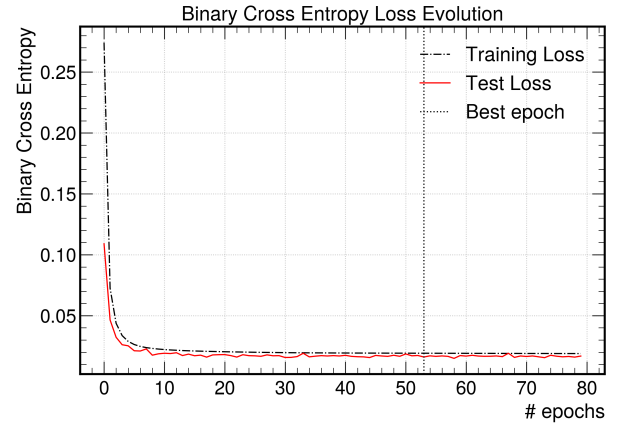


Figura 11: Loss function em função do número de épocas do treinamento, para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

A Fig 12 apresenta a probabilidade de detecção (no caso, de elétrons), em função das épocas de treinamento. Esse gráfico é importante para se observar que a introdução das variáveis de traço no conjunto de redes neurais não interfere de forma negativa na detecção das partículas.

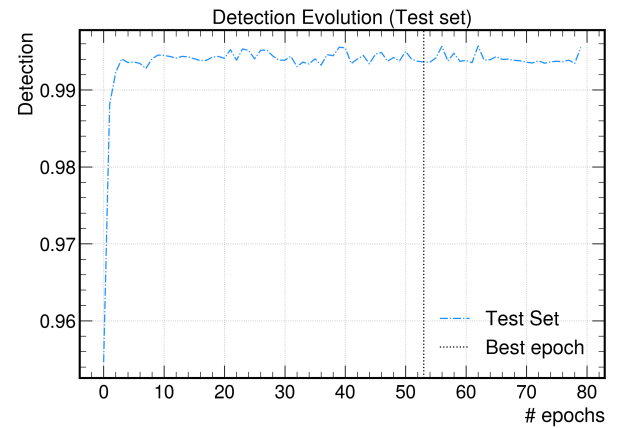


Figura 12: Probabilidade de detecção em função do número de épocas do treinamento, para $E_T \in [30, 40[\text{ GeV}$ e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

Região		Energia (GeV)				
		$E_T > 15$	$E_T > 20$	$E_T > 30$	$E_T > 40$	$E_T > 50$
$0,00 \leq \eta < 0,08$	Ref.	5,53	3,11	2,04	1,38	1,26
	Est.	$3,18 \pm 0,30$	$1,58 \pm 0,07$	$0,90 \pm 0,09$	$0,67 \pm 0,10$	$0,69 \pm 0,18$
$0,08 \leq \eta < 1,37$	Ref.	8,50	5,00	3,33	2,36	2,11
	Est.	$5,71 \pm 0,96$	$2,94 \pm 0,15$	$1,65 \pm 0,13$	$1,15 \pm 0,15$	$1,18 \pm 0,19$
$1,37 \leq \eta < 1,54$	Ref.	9,88	5,16	4,63	3,82	5,63
	Est.	$8,09 \pm 0,75$	$2,88 \pm 0,16$	$2,89 \pm 0,58$	$2,44 \pm 0,43$	$4,40 \pm 0,67$
$1,54 \leq \eta < 2,37$	Ref.	5,70	3,84	2,89	2,03	2,06
	Est.	$4,50 \pm 0,35$	$2,50 \pm 0,14$	$2,02 \pm 0,41$	$1,69 \pm 0,37$	$1,56 \pm 0,24$
$2,37 \leq \eta < 2,50$	Ref.	8,75	6,41	3,75	3,25	4,14
	Est.	$8,73 \pm 1,89$	$6,35 \pm 0,88$	$3,66 \pm 0,36$	$2,44 \pm 0,48$	$8,15 \pm 12,50$

Tabela II: Valores de fake rate comparando a referência (rings) com os estimados pela metodologia proposta (rings + tracks).

Outra figura de mérito crucial é o valor da taxa de falsos positivos no decorrer do treinamento. A Fig. 13 apresenta exatamente esses resultados. É possível observar que, conforme o treinamento avança, o valor do *fake rate* diminui, até alcançar certa estabilidade e um de seus mínimos na época definida como a melhor.

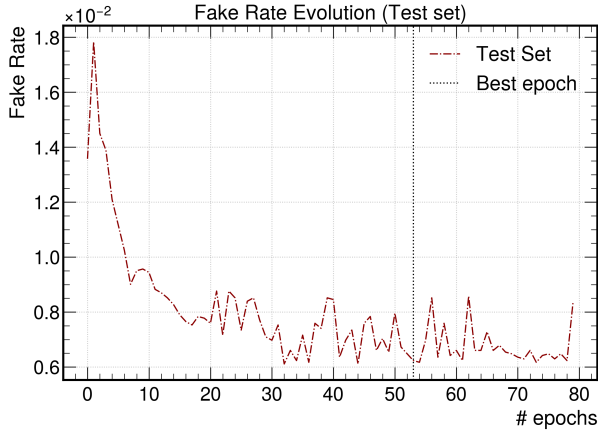


Figura 13: Fake rate em função do número de épocas do treinamento, para $E_T \in [30, 40[$ GeV e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

Os valores de *fake rate* por *sort*, como mostrados na Fig. 14, são as estimações finais utilizadas para avaliar a metodologia proposta. Para a simulação referente aos resultados apresentados, o melhor *sort*, ou seja, aquele que demonstrou maior eficiência dentre os 10 conjuntos da validação cruzada, foi o primeiro, marcado pela letra *b* entre parênteses no eixo *x*. Nota-se que o valor do *fake rate* estimado é menor do que o de referência, e não apenas para o melhor *sort*. Todos os *sorts* possuem o mesmo valor de referência, pois a validação cruzada não é feita nesse caso.

A Tab. II apresenta os valores de *fake rate* estimados para toda a faixa de energia e de η , comparando-os com os valores de referência, que são equivalentes ao Ringer sem a utilização das variáveis de traço. Para quase todo o espaço de fases, a utilização das informações de traço diminui o *fake rate* estimado, indicando boa eficiência da ideia proposta. A exceção aparece na última faixa de η , que é uma região do calorímetro que fica localizada mais distante do ponto de colisão e possui menor granularidade, ou seja, as células

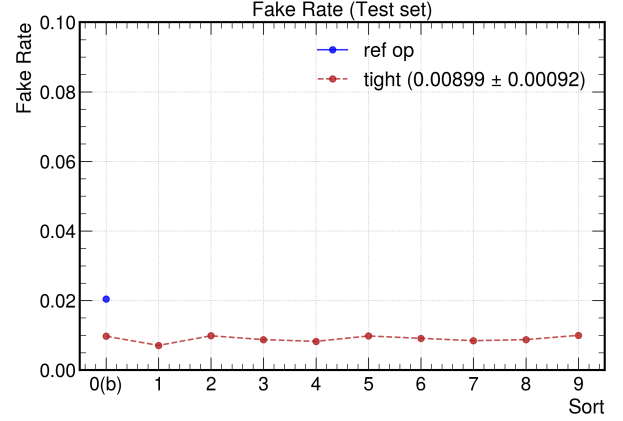


Figura 14: Fake rate em cada sort da validação cruzada, para $E_T \in [30, 40[$ GeV e $\eta \in [0,0; 0,8[$.

são maiores em sua extensão. No último bin, principalmente, nota-se até mesmo um aumento do *fake rate*. Vários estudos estão em andamento para essa parte específica do calorímetro considerando altos valores de energia.

Os dados mostrados na Fig. 15 representam as diferenças relativas $((\text{est} - \text{ref})/\text{ref})$ entre os valores estimados e os de referência para o *fake rate*. Os números vistos na Tab. II podem ser melhor analisados graficamente, e a diferença entre eles mostra a mesma tendência observada na tabela: o método proposto parece ser menos eficiente para a última faixa de η . Além disso, a eficiência é maior para valores menores de η , o que é esperado, já que essas regiões estão mais próximas do ponto de colisão dos feixes e possuem melhor resolução no calorímetro. Com relação à energia, os intervalos centrais demonstram uma melhora mais significativa.

V. CONCLUSÕES

A reconstrução eficiente de partículas é de grande importância para os estudos desenvolvidos no experimento ATLAS, do LHC. Uma das partículas mais relevantes são os elétrons, os quais são essenciais para a identificação de eventos raros ou de novas partículas. No entanto, devido a contaminações derivadas de outros tipos de partículas presentes durante as colisões, os estudos desses elétrons acabam se tornando mais complexos.

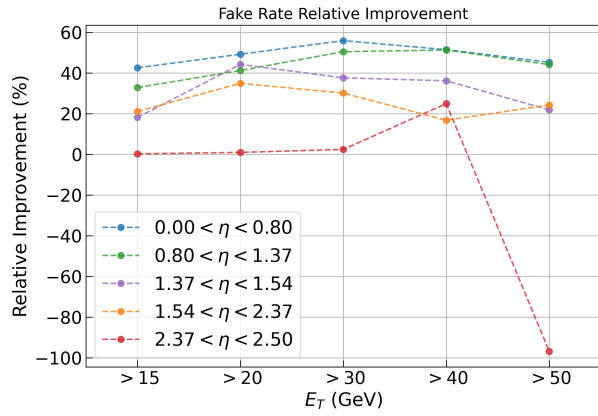


Figura 15: Diminuição do fake rate observada ao incluir as variáveis de traço juntamente com os anéis.

Neste trabalho foi apresentada uma metodologia baseada na utilização de informações de traço das partículas em conjunto com as de calorimetria (os anéis, ou *rings*), como entrada de um conjunto de redes neurais do tipo MLP, com o objetivo de diminuir a taxa de falsa detecção, chamada de *fake rate*. Os resultados obtidos foram comparados com a abordagem utilizada atualmente no *trigger* de elétrons do ATLAS, que faz uso apenas dos anéis, os quais representam o somatório de energia entre as células correspondentes.

Para a maior parte do espaço de fases estudado, em E_T e em η , as análises realizadas mostraram boa eficiência, com as taxas de diminuição de *fake rate* podendo chegar perto de 50% de melhora relativa. Para o último intervalo de η , que representa os pontos mais distantes do calorímetro em relação ao ponto de colisão, as melhorias observadas não são tão significativas. Para o último ponto, onde $2,37 < \eta < 2,50$ e $E_T > 50$ GeV, não se observa diminuição na *fake rate*. Diversos estudos estão sendo realizados com foco nessa parte, sabendo que é uma área conhecidamente mais complexa do calorímetro.

A análise dos gráficos referentes às curvas de treinamento mostrou que a adição das variáveis de traço não afeta o desempenho da rede neural, que evolui eficientemente no decorrer das épocas e atinge a minimização de sua *loss function* conforme o esperado. Portanto, usando as informações de traço e de calorimetria conjuntamente como entrada da rede, os treinamentos foram capazes de diminuir o *fake rate* ao mesmo tempo em que mantiveram sua estabilidade.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FAPERJ, CNPq e CAPES (Brasil) e COFECUB e CNRS (França), pelo apoio financeiro. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

[1] The ATLAS Collaboration, “Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector

at the LHC”, *Physics Letters B*, v. 716(1), p. 1 – 29, 2012. DOI: 10.1016/j.physletb.2012.08.020

[2] M. Aaboud *et al.*, “Electron reconstruction and identification in the ATLAS experiment using the 2015 and 2016 LHC proton-proton collision data at $\sqrt{s} = 13$ TeV”, *Eur. Phys. J. C*, v. 79, n. 8, p. 639, 2019. DOI: 10.1140/epjc/s10052-019-7140-6

[3] L. Evans e P. Bryant, “LHC Machine”, *JINST*, v. 3, p. S08001, 2008. DOI: 10.1088/1748-0221/3/08/S08001

[4] Cern, *Cern*, Disponível em: <https://home.cern/>. Último acesso em: 21 de maio de 2025

[5] The ATLAS Collaboration, “The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”, *JINST*, v. 3, p. S08003, 2008. DOI: 10.1088/1748-0221/3/08/S08003

[6] The ATLAS Collaboration, “Calorimeter Performance: Technical Design Report”, 1997, Disponível em: <http://cds.cern.ch/record/331059>. Último acesso em: 21 de maio de 2025

[7] The ATLAS Collaboration, “Performance of electron and photon triggers in ATLAS during LHC Run 2”, *Eur. Phys. J. C*, v. 80, 47, 2020. DOI: 10.1140/epjc/s10052-019-7500-2

[8] The ATLAS Collaboration, “Operation of the ATLAS trigger system in Run 2”, *JINST*, v. 15, p. P10004, Jul 2020. DOI: 10.1088/1748-0221/15/10/P10004

[9] J. V. da F. Pinto (on behalf of ATLAS Collaboration), “An Ensemble of Neural Networks for Online Filtering Implemented in the ATLAS Trigger System”, *J. Phys.: Conf. Ser.*, v. 1162, 012039, 2019. DOI: 10.1088/1742-6596/1162/1/012039

[10] C. M. Bishop, “*Pattern Recognition and Machine Learning*”. [S.l.]: Springer, 2006.

[11] K. Brendlinger, “Electron Identification”. In: *Physics with Electrons in the ATLAS Detector*. Springer Theses. Springer, Cham, 2018. DOI: 10.1007/978-3-319-73930-4_5

[12] The ATLAS Collaboration, “Improved electron reconstruction in ATLAS using the Gaussian Sum Filter-based model for bremsstrahlung”, ATLAS-CONF-2012-047, 2012. Disponível em: ATLAS-CONF-2012-047. Acesso em: 30 jul. 2025.

[13] K. Albertsson *et al.*, “Machine Learning in High Energy Physics Community White Paper”, *Journal of Physics: Conference Series*, v. 1085, 022008, 2018. DOI: 10.1088/1742-6596/1085/2/022008.

[14] G. Aad *et al.*, “Performance of the ATLAS Level-1 topological trigger in Run 2”, *Eur. Phys. J. C*, v. 82, 7, 2022. DOI: 10.1140/epjc/s10052-021-09807-0

[15] R. Wigmans, “*Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*”. [S.l.]: OUP Oxford, 2017 (International Series of Monographs on Physics)

[16] H. Wilkens (on behalf of the ATLAS LArg Collaboration), “The ATLAS Liquid Argon calorimeter: An overview” *J. Phys.: Conf. Ser.*, v. 160, 012043, 2009. DOI: 10.1088/1742-6596/160/1/012043

[17] A. Henriques, CERN, (on behalf of the ATLAS Collaboration), “The ATLAS Tile Calorimeter”, ATL-TILECAL-PROC-2015-002, 2015

[18] M. Aaboud *et al.*, “Operation and performance of the ATLAS Tile Calorimeter in Run 1”, *Eur. Phys. J. C*, v. 78, 987, 2018. DOI: 10.1140/epjc/s10052-018-6374-z

[19] E. E. P. de Souza, “*Conjunto de Classificadores Neurais Alimentados por Informação Especialista para Filtragem Online em um Detector de Partículas*”, Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal da Bahia, Escola Politécnic/PPGEE, Salvador/BA, 2021

[20] C. Marzban, “The ROC curve and the area under it as performance measures”. *Weather and Forecasting*, v. 19, n. 6, p. 1106 – 1114, 2004. DOI: 10.1175/825.1

[21] G. Aad *et al.*, “Electron and photon performance measurements with the ATLAS detector using the 2015–2017 LHC proton-proton collision data”, *JINST*, v. 14, P12006, 2019. DOI: 10.1088/1748-0221/14/12/P12006

[22] J. V. F. Pinto, “*Filtragem Online Segmentada Baseada em Redes Neurais Operando na Informação de um Calorímetro de Altas Energias de Fina Granularidade*”, 2022, Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2022