

REDES NEURAI APLICADAS NA IDENTIFICAÇÃO DE PARTÍCULAS EM UM DETECTOR FINAMENTE SEGMENTADO.

WERNER SPOLIDORO FREUND*, JOÃO VICTOR DA FONSECA PINTO*, JOSÉ MANOEL DE SEIXAS*

*Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil

Emails: wsfreund@cern.ch, jodafons@cern.ch, seixas@lps.ufrj.br

Abstract— High energy physics can offer challenges similar to those available on intelligent systems, with extreme efficiency requirements for the identification of rare events of interest. Particularly, high event rates (40 MHz) are produced in the ATLAS experiment, at CERN, which are triggered to a feasible level (1 kHz), simultaneously keeping the events of interest to be latter analysed offline. One alternative proposal for the selection of electrons, based on neural networks, is described and analysed in this work over simulated data. The results indicate the reduction of the background rates by 50%, while preserving the detection of events of interest when using the whole trigger system as basis.

Keywords— Neural Network, Classifier, Intelligent Systems, Calorimetry, Online Filtering.

Resumo— A física de altas energias proporciona um ambiente contendo diversos desafios comuns a sistemas inteligentes, com requisitos extremos na eficiência de identificação de raros eventos de interesses. No caso do experimento ATLAS, no CERN, os eventos são gerados em alta taxa (40 MHz), e aplica-se uma filtragem *online* para reduzi-la a um nível viável (1 kHz), havendo a manutenção dos eventos de interesse, que serão analisados em *offline*. Uma proposta alternativa para a seleção de eventos contendo elétrons, baseada em redes neurais, é descrita e analisada neste trabalho, utilizando dados de simulação, obtendo-se uma redução de 50% para o ruído de fundo, enquanto mantém-se a taxa de detecção dos eventos de interesse praticamente inalterada no final da filtragem.

Palavras-chave— Rede Neural, Classificador, Sistemas Inteligentes, Calorimetria, Filtragem *Online*.

1 Introdução

Certos desafios da ciência são recorrentes e podem ser tratados através do emprego de tecnologias similares. Um exemplo está na busca por eventos de interesse em uma grande quantidade de dados, desafio eventualmente presente em sistemas inteligentes, que beneficiam-se das técnicas de processamento estatístico oferecido pelas áreas de processamento de sinais e inteligência computacional.

A dificuldade na busca de eventos de interesse tem seu nível de desafio elevado quando seu acontecimento é raro, pois essa situação aumenta as exigências de desempenho do sistema de identificação de eventos. Outra característica que altera a essência da exigência desse sistema acontece quando, para a produção desses eventos raros, acaba-se por gerar eventos de ruído de fundo em uma quantidade superior em diversas ordens de grandeza. Assim, a filtragem durante a obtenção dos dados (*online*) faz-se imprescindível para a redução do volume de dados armazenados a um nível viável, acrescentando a estas exigências: um limite de latência e robustez para operação ininterrupta durante a coleta.

Possivelmente, a limitação no tempo de operação do algoritmo de seleção resulta na necessidade de aplicar-se uma versão limitada do sistema *offline*, e cumprir, apenas, a redução da banda de eventos passando ao limite de armazenamento. Não obstante, a obtenção dos dados pode ter origem em sensores diversos. Por fim, quando ope-

rando em altas taxas de eventos, a incidência de empilhamento — ou *pile-up* — de sinais nos sensores pode mascarar os padrões dos eventos de interesse, o que resulta em uma menor relação sinal-ruído (ATLAS Collaboration, 2014).

Um ambiente com os diversos desafios descritos jaz disponível na identificação de partículas utilizando os dados do experimento ATLAS (ATLAS Collaboration, 2008b) (Figura 1), na Organização Europeia para a Pesquisa Nuclear (CERN, na sigla original em francês), localizado na Suíça. Esse experimento é alimentado com colisões de prótons de alta energia em feixes de direções opostas pelo acelerador circular de partículas LHC. Os prótons não se distribuem uniformemente nos feixes, mas se aglomeram em regiões (pacotes), ocorrendo colisões durante os eventos de seus cruzamentos. Essas colisões permitem aos físicos estudarem e responderem diversas questões sobre o que são e como funcionam os constituintes básicos do Universo, através da observação e reconstrução do processo físico de interação de campos que ocorre durante as colisões. No decurso do primeiro período de coleta de dados do LHC, o experimento ATLAS teve papel importante na descoberta do bóson de Higgs (*H*) em 2012 (ATLAS Collaboration, 2012a), o que resultou no laureamento conjunto de Peter Higgs e François Englert do Nobel de Física de 2013 (Nobelprize.org, 2014).

A seguir, apresenta-se uma alternativa para a identificação, durante a filtragem *online*, da interação de elétrons e fótons com o ATLAS. Dar-se-

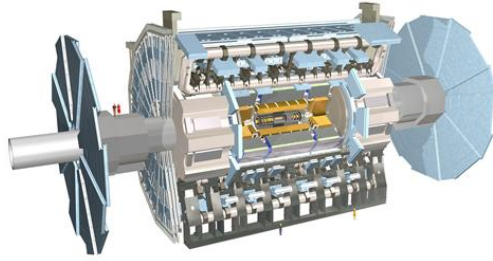


Figura 1: O detector ATLAS (ATLAS Collaboration, 2008a).

ão maiores detalhes do contexto previamente, em conjunto com uma descrição, focada na identificação dessas partículas, do ATLAS e de seu sistema de filtragem *online*. Avalia-se a proposta em uma base de dados contendo elétrons e o ruído de fundo simulados nas condições iniciais da coleta de dados em 2016.

2 Contexto

Geralmente, na física de partículas de alta energia, a descoberta experimental dos mecanismos previstos pelas teorias, como no caso do bóson de Higgs, ocorre indiretamente através da reconstrução do processo físico utilizando resíduos dos seus decaimentos (ATLAS Collaboration, 1999). Por isso, a reconstrução do mecanismo físico original, através da assinatura produzida por seus estados finais e do seu processo de decaimento, é assimilada a um canal de observação do mecanismo.

Os canais fundamentais para a descoberta de tal bóson contaram com elétrons, múons e fótons isolados em seus estados finais (os referidos canais foram $H \rightarrow ZZ \rightarrow 4l$, $H \rightarrow WW \rightarrow l\nu l\nu$ e $H \rightarrow \gamma\gamma$) (ATLAS Collaboration, 2012a). Esses canais constituem uma observação mais limpa que aqueles baseados em estados finais contendo jatos hadrônicos, devido à produção de larga escala desses processos pelas interações dos prótons no LHC, o que dificulta identificar se o estado final se originou de um canal do bóson de Higgs, ainda que o canal mais comum contenha justamente jatos hadrônicos como estados finais ($H \rightarrow b\bar{b}$) e seja ~ 45 vezes (LHC Higgs Cross Section Working Group, n.d.) mais comum que os canais usados para a descoberta do bóson de Higgs. De qualquer maneira, a produção do bóson de Higgs é extremamente rara, onde a relação entre a produção do Higgs em elétrons e fótons para a mencionada produção de jatos hadrônicos é cerca de 1 para 10 Mi (ATLAS Collaboration, n.d.c).

Devido à raridade dos eventos de interesse,

como no caso da produção de um bóson de Higgs, o LHC atinge uma taxa máxima de eventos de 40 MHz, que necessita ser filtrada para um valor viável, de forma a atender a capacidade de armazenamento e processamento *offline*. Com esse objetivo, o Sistema de Filtragem (SF) (ATLAS Collaboration, 2012b) é responsável pela seleção *online* de eventos promissores. O SF opera aplicando cadeias de seleção, nas quais cada nível de seleção aumenta em profundidade de análise física e de processamento. O primeiro nível (L1) é o começo da cadeia de seleção e é baseado em *hardware* para atingir uma latência menor a $2,5 \mu s$, enquanto que reduz o fluxo de eventos para, no máximo, 100 kHz. Em seguida opera o Nível Alto de Filtragem (HLT, na sigla em inglês), uma seleção baseada em *software*, com alvo médio de latência de 550 ms e uma média de saída de 1 kHz. O menu de seleção de física de interesse conta com ~ 1000 cadeias, das quais ~ 100 tem como objetivo a seleção de interações de elétrons e fótons (partículas EM) com o detector.

O LHC está iniciando uma nova fase, na qual, além de uma maior energia de colisão, há a previsão de um aumento na incidência de eventos de interesse, atingindo uma média de 44 interações inelásticas (μ) por evento de cruzamento de pacotes. Em relação à coleta que culminou na descoberta do Higgs, esses valores médios foram bem menores, $\langle \mu \rangle = 9,1$ na sua primeira etapa e $\langle \mu \rangle = 20,7$ no estágio final (ATLAS Collaboration, n.d.b). Por outro lado, a maior ocorrência de interações em um mesmo evento congestiona o ATLAS com sinal, de forma que aquele de uma partícula em uma determinada região pode ser afetado pelo de outra — fenômeno chamado de empilhamento —, o que dificulta a observação de um sinal de interesse.

3 O Experimento ATLAS

O experimento ATLAS tem uma estrutura em configuração cilíndrica¹ centrada no ponto de interação nominal (IP, na sigla em inglês) e é composto por um conjunto de subdetectores, que se sobrepõem espacial e sequencialmente, que possibilitam um largo espectro de estudos físicos. É utilizado um sistema de coordenada destro com sua origem no IP, onde a direção do eixo z segue a direção do feixe de partículas. O eixo x direciona-se do IP para o centro da circunferência do LHC e o eixo y direciona-se para cima. Coordenadas cilíndricas (r, ϕ) são utilizadas no plano transversal, onde ϕ é o ângulo azimutal em torno do eixo z e o ângulo polar θ é o ângulo do eixo z . A pseudorapidez é definida em termos do ângulo polar θ como $\eta = -\ln \tan(\theta/2)$.

¹A região central do cilindro é referida como barril, enquanto as regiões remanescentes recebem o nome de tampos.

Do ponto de vista do experimento, a detecção de eventos de interação de partículas EM com o ATLAS são de grande interesse. Essas partículas interagem majoritariamente com seu Sistema de Calorimetria. Na calorimetria, a energia da partícula incidente é absorvida através de uma cadeia contínua de eventos que gera um chuveiro de partículas com geometria (a grosso modo) cônica centrada na trajetória da partícula. As partículas do chuveiro excitam o material ativo do calorímetro, gerando um sinal em uma determinada célula que é proporcional a energia depositada. Assim, a soma da energia depositada em diversas células do calorímetro é proporcional à energia da partícula original que gerou o chuveiro.

O Sistema de Calorimetria do ATLAS contém uma seção eletromagnética (EMCal) e hadrônica (HCal), onde aquele é interno a este. Cada um desses calorímetros fornece três amostragens (Figura 2) ao longo da segmentação longitudinal (profundidade) para a região dedicada ao estudo de física com precisão ($\eta < 2,47^2$). As camadas de amostragem dos calorímetros têm sua própria granularidade (segmentação lateral em $\eta \times \phi$), que varia de acordo com η . Adicionalmente, o EMCal é complementado por um calorímetro pré-amostrador (PS, na sigla em inglês) na região $|\eta| < 1,8$, que fornece uma amostragem longitudinal extra prévia ao EMCal, totalizando, assim, 7 camadas de amostragem de calorimetria. Esses calorímetros contêm, em conjunto, um total de 180 k (ATLAS Collaboration, n.d.a) canais de leitura que fornecem cobertura completa em ϕ .

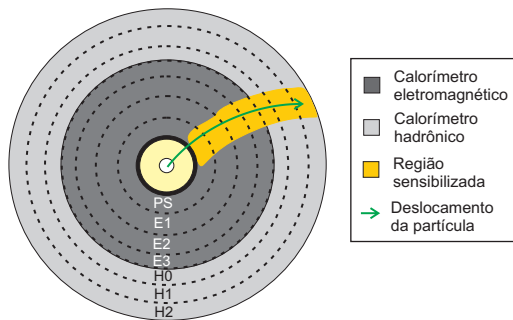


Figura 2: As camadas do Sistema de Calorimetria do ATLAS vistas no plano transversal e o esboço da interação de uma partícula. A convenção utilizada para cada as camadas de amostragem do calorímetro está ilustrada, ex.: H0 sinaliza a primeira camada hadrônica, E1 a primeira camada eletromagnética etc.

Todavia, partículas EM não são as únicas que interagem com os calorímetros do ATLAS. A tarefa de identificação (ATLAS Collaboration, 2014) dessas partículas pode ser resumida em discerni-

²Exceto a região de transição entre a tampa e barril $1,37 < |\eta| < 1,54$, onde meramente 2 amostras são fornecidas pelo EMCal.

las de hádrons — partículas provenientes de jatos hadrônicos —, que são considerados enquanto ruído de fundo para a busca de partículas EM como estados finais. O processo de interação das partículas com os EMCal e HCal origina chuveiros de partículas com padrões distintos entre sinal e ruído. Supondo uma partícula EM e um hádron com mesma energia, espera-se que partículas EM penetrem uma quantidade menor de material para serem completamente absorvidos, o que resulta em uma diferença longitudinal no perfil dos chuveiros. Mais especificamente, partículas EM depositam geralmente toda sua energia unicamente no EMCal. Ademais, partículas EM tendem a terem chuveiros mais estreitos, excitando uma região menor do calorímetro em relação as interações hadrônicas.

Ainda, exclusivamente para o caso de elétrons, há a interação com outro subdetector do ATLAS, o mais interno deles e, por isso, referido como Detector Interno (ID, na sigla em inglês). Esse detector é responsável pela determinação da trajetória de partículas com carga elétrica. Ao atravessarem pelo ID, as partículas ativam seus sensores gerando pontos no espaço que são interpolados para gerar o traço (trajetória) das partículas. Para cumprir as necessidades do projeto, um total de ~ 100 M (ATLAS Collaboration, n.d.a) de canais estão disponíveis no ID.

4 Filtragem

As cadeias (Figura 3) de elétrons e fótons têm seu processamento iniciado no L1 através da busca de candidatos potenciais que são localizados por um algoritmo de janela deslizante empregando unicamente informação de calorimetria baseada em Torres de Filtragem (TT, na sigla em inglês). As TT expandem-se lateralmente em uma região de $0,1 \times 0,1$ no plano $\eta \times \phi$ e por todo o calorímetro longitudinalmente. O algoritmo do L1 busca pelo máximo local de energia com a deposição de energia calculada na região central EM calculada em 2×2 TT no EMCal.

Uma vez definida a região central, as cadeias avaliadas aplicaram estes critérios para separar partículas EM (sinal) de hádrons (ruído): isolamento EM, computado pela soma da energia das 12 torres no EMCal que envolvem a região central; isolamento do núcleo hadrônico (< 1 GeV), a energia depositada atrás da região central EM, computada em 2×2 TT no HCal; e isolamento hadrônico, similar ao isolamento EM, mas para as torres equivalentes no HCal. Os valores desses limiares são dependentes em E_T^3 e, geralmente, também em η , uma vez que há a alteração do sinal do chuveiro no calorímetro conforme a variação de energia da partícula e de granularidade das

³Energia projetada no plano transversal, obtida por $E_T = E \cdot \sin(\theta)$ ou $E_T = E \cdot \cosh(\eta)$.

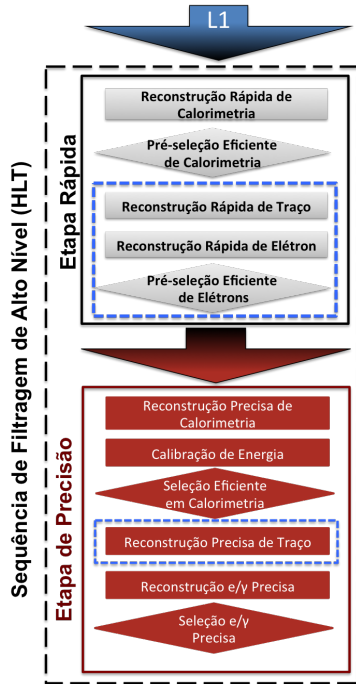


Figura 3: Diagrama de fluxo com a sequência de passos aplicados na cadeia de filtragem de elétrons e fótons. Os passos envolvidos por linha pontilhada azul aplicam-se apenas para elétrons.

camadas do calorímetro em η .

Em seguida, opera o HLT ao realizar uma etapa preliminar e rápida, com o objetivo de eliminar ruído previamente enquanto fornecendo redução de latência. Na etapa posterior, de precisão, os algoritmos empregados são os mais fiéis possível a reconstrução desempenhada em *offline*.

Particularmente, para a cadeia de elétrons, utiliza-se a informação do ID que é combinada com o Sistema de Calorimetria em ambas etapas. Porém, a reconstrução da informação de calorimetria demanda menos recursos computacionais e, em vista disso, efetua-se uma pré-seleção com acesso limitado ao Sistema de Calorimetria antes da informação do ID ser acessada.

Os algoritmos vigentes para a identificação de partículas EM fazem emprego de conhecimento especialista da área. Nesses casos, grandezas (ATLAS Collaboration, 2014) contendo informações sobre: formato e comprimento do chuveiro e razões de energia (9 grandezas); qualidade do traço (8); e casamento entre informação de calorimetria e do ID (4).

A primeira abordagem implementada pela colaboração para identificação de partículas EM aplica, sequencialmente, cortes rígidos nessas grandezas, comparando-as com limiares otimizados. Todavia, com o aumento do efeito de empilhamento, uma estratégia multivariável (ATLAS Collaboration, 2014), cujo cerne processa o algoritmo de *Naïve Bayes*, foi desenvolvida. Essa

estratégia fez parte das atualizações para a *Run 2* (ATLAS Collaboration, 2016a), sendo aplicada para as cadeias de elétrons nos passos de pré-seleção precisa em calorimetria e seleção final da cadeia. Todavia, o passo rápido de seleção de elétrons baseado em calorimetria ainda usa a primeira abordagem baseada em três grandezas (mais discriminantes). Ambas abordagens empregam cortes dependentes em η e E_T , onde a estratégia multivariável adapta inclusive suas funções de densidade de probabilidade (pdf) com essas variáveis, tendo pdf especialistas para cada região.

5 Algoritmo proposto

Uma proposta alternativa (*Ringer*), com o objetivo de complementar os aperfeiçoamentos realizados pela colaboração para a identificação de partículas EM, devido à operação crescente em efeito de empilhamento, foi descrita em (ATLAS Collaboration, 2016b) para o passo rápido baseado em calorimetria. Ela fundamenta-se em informação anelada de calorimetria para explorar a geometria cônica dos chuveiros. Em vista disso, as células do calorímetro são usadas para construir grandezas descrevendo a quantidade de energia disponível em cada anel concêntrico envolvendo a célula de maior deposição de energia. Com isso, é possível preservar a informação lateral e longitudinal do formato do chuveiro enquanto reduzindo a quantidade de informação a ser processada quando em comparação com a utilização de todas as células.

A RoI do *Ringer* expande a região central fornecida pelo L1 para uma janela de 0.4×0.4 no plano $\eta \times \phi$. O algoritmo começa na segunda amostragem do EMCal (E2), onde a posição da célula com a maior energia contida na RoI é definida como centroide para a construção dos anéis, sendo essa célula o primeiro anel nessa camada. Aproximadamente, as células adjacentes externas ao anel em análise são usadas para formar o próximo anel, tendo esse processo reiterado até completar a RoI do *Ringer*. O centroide na E2 é propagado para as demais camadas do calorímetro, de forma a obter suas células centrais, onde o processo é repetido para construir os anéis restantes. Uma vez que a granularidade é diferente em cada camada, o número de anéis construídos varia de acordo com as mesmas (Tabela 1). Caso um anel não tenha células presentes, sua grandeza será preenchida com o valor zero.

Tabela 1: Número de anéis por camada do calorímetro.

PS	E1	E2	E3	H0	H1	H2	Total
8	64	8	8	4	4	4	100

As grandezas dos anéis para cada camada são então concatenadas em cadeia de acordo com a

ordem de amostragem do Sistema de Calorimetria ($PS \rightarrow H3$), o que resulta em um vetor com 100 padrões. Em seguida, cada vetor é pré-processado pela simples divisão de seus valores pela soma dos mesmos (Norma-1) para ajustar a descrição ao alcance dinâmico da técnica multivariável empregada e servirem como informação discriminativa.

Redes neurais artificiais (RNA) (Haykin, 1999) são alimentadas pela informação anelada de calorimetria normalizada para a tarefa de seleção (classificação) de elétrons. A arquitetura da rede contém uma única camada escondida, completamente conectada e um neurônio na camada de saída (MLP — *Multilayer Perceptron*), ambas camadas computando $\tanh(\cdot)$ como função de ativação. O processo de treinamento e seleção de neurônios na camada escondida é o mesmo descrito em (ATLAS Collaboration, 2016b).

Basicamente, treinam-se redes especialistas por região de E_T e η em 50 sorteios de validação cruzada (Haykin, 1999). Os sorteios são realizados em 10 subconjuntos com parcelas iguais de dados de cada classe disponíveis para uma dada região, onde 6 são introduzidos para o ajuste dos pesos da RNA (conjunto de treinamento) e os 4 demais para a verificação de especialização da RNA e cálculo de desempenho. Em cada sorteio, otimizam-se 100 novas redes, iniciadas pela abordagem de (Nguyen and Widrow, 1990), através do algoritmo disponível em (Riedmiller and Braun, 1993) e mantem-se, apenas, aquela com melhor desempenho de modo a evitar convergência a ótimos locais. Durante o treinamento, a avaliação de especialização e desempenho deu-se pelo limiar de corte na saída da RNA que maximiza o índice-SP,

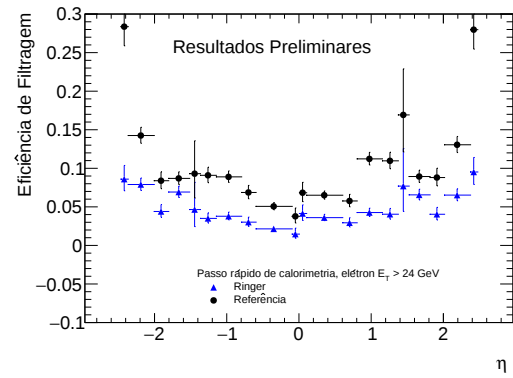
$$SP(\%) = 100\% \times \sqrt{\sqrt{P_D \cdot (1 - FA)}} \times \sqrt{\left(\frac{P_D + (1 - FA)}{2}\right)}, \quad (1)$$

onde: P_D é a probabilidade de detecção (de partículas EM); e FA é o falso alarme — probabilidade de identificar um hádron como partícula EM.

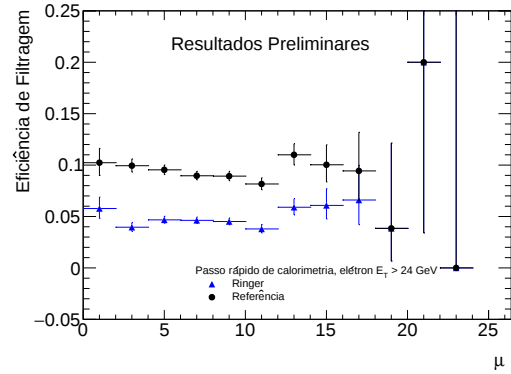
Avaliam-se os 50 sorteios para arquiteturas da RNA cujo número de neurônios na camada escondida variam de 5 a 20. Alteram-se os pontos de operação dos cortes das RNA de forma a obter P_D similar à referência em cada região de η e E_T . Finalmente, determina-se a arquitetura de operação minimizando os desempenhos de validação cruzada de FA . Caso ocorra empate entre arquiteturas, aplica-se parcimônia e emprega-se a arquitetura mais simples.

6 Resultados e discussão

Os resultados utilizam dados com elétrons isolados como estados finais substituindo a versão vigente



(a)



(b)

Figura 4: Taxas de FA na saída do passo rápido de calorimetria em relação a pseudorrapidez (a) e número de colisões inelásticas no evento (b).

pelo algoritmo proposto na pré-seleção rápida de calorimetria em uma cadeia de seleção cujo alvo é obter eventos contendo ao menos um elétron com $E_T > 24$ GeV. Empregou-se uma base de dados de (ATLAS Collaboration, 2016b), contendo simulações de Monte Carlo. As especificações de seleção de eventos foram idênticas àquelas citadas nessa referência.

A Figura 4a mostra que a abordagem proposta pode operar promovendo uma redução de FA no passo de pré-seleção rápida de calorimetria para toda a região de η avaliada. O mesmo repete-se quando observando a Figura 4b para $\mu \leq 15$, havendo disponível pouca estatística para valores mais altos.

As medições de FA mostram a capacidade de redução por um fator de ~ 2 ($8,8\% \rightarrow 4,6\%$). Esses resultados são obtidos mantendo a eficiência de detecção de elétrons no final da cadeia, ($91,9\% \rightarrow 92,1\%$) quando se consideram medições utilizando a técnica de *tag-and-probe*⁴.

⁴Essa técnica foi utilizada na medição de eficiência de detecção de elétrons para permitir comparações com outros estudos que também consideram eficiências em dados de colisão. Uma descrição está disponível em (ATLAS Collaboration, 2014).

7 Conclusões

Desenvolveu-se uma proposta empregando redes neurais para atuar no passo rápido de pré-seleção de calorimetria nas cadeias de elétrons do HLT no experimento ATLAS. Avaliou-se a operação da cadeia com a proposta, onde se observou, em dados simulados, a manutenção da taxa de seleção de elétrons em relação à cadeia de referência no final da operação do HLT, porém com uma capacidade de redução de um fator de ~ 2 no FA no estágio de pré-seleção rápida em calorimetria. Com isso, a cadeia contendo a alteração proposta, ao eliminar metade da taxa que exigiria a reconstrução da informação do ID, obtém uma menor exigência computacional do SF, o que reduz a latência total das cadeias de elétrons. Assim, os resultados indicam que o algoritmo proposto é capaz de melhorar a cadeia de elétrons por servir como atualização para o passo rápido de calorimetria do HLT.

Uma versão do algoritmo para o ambiente de reconstrução de física em *offline* está em análise. Pretende-se, também, avaliar a fusão da informação anelada de calorimetria com as informações do ID no estágio final da etapa rápida de elétrons com uma estratégia multivariável para verificar se a proposta pode contribuir, também, para esse passo da filtragem.

Agradecimentos

Agradecemos o apoio de CNPq, CAPES, RENAFAE (MCTI), FAPERJ; além da União Europeia, que apoiou o trabalho através do projeto E-PLANET. Também, à colaboração do experimento ATLAS, pelas frutíferas discussões a respeito deste trabalho.

Referências

- ATLAS Collaboration (1999). ATLAS detector and physics performance: Technical Design Report, 2, *Technical report*, Geneva.
- ATLAS Collaboration (2008a). Computer generated image of the whole ATLAS detector, Disponível em: <https://cds.cern.ch/record/1095924>. Acessado em: 16 Mai 2016.
- ATLAS Collaboration (2008b). The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider, *JINST* **3**: S08003.
- ATLAS Collaboration (2012a). Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC, *Phys. Lett. B* **716**: 1.
- ATLAS Collaboration (2012b). Performance of the ATLAS Trigger System in 2010, *Eur. Phys. J. C* **72**: 1849.
- ATLAS Collaboration (2014). Electron efficiency measurements with the ATLAS detector using the 2012 LHC proton-proton collision data, <http://cdsweb.cern.ch/record/1706245>.
- ATLAS Collaboration (2016a). 2015 start-up trigger menu and initial performance assessment of the ATLAS trigger using Run-2 data, *Technical Report ATL-DAQ-PUB-2016-001*, Geneva.
- ATLAS Collaboration (2016b). Ring-shaped Calorimetry Information for a Neural Egamma Identification with ATLAS Detector, *Journal of Physics: Conference Series*. A ser publicado.
- ATLAS Collaboration (n.d.a). ATLAS Run-2 Detector Status, Disponível em: <https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/ApprovedPlotsATLASDetector>. Acessado em: 16 Mai 2016.
- ATLAS Collaboration (n.d.b). Luminosity plots for Run 1 data taking, Disponível em: <https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/LuminosityPublicResults>. Acessado em: 16 Mai 2016.
- ATLAS Collaboration (n.d.c). Standard Model Results: Combined Summary Plots, Disponível em: <https://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/CombinedSummaryPlots/SM/index.html>. Acessado em: 16 Mai 2016.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall.
- LHC Higgs Cross Section Working Group (n.d.). Disponível em: <https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/LHCPhysics/LHCHXSWG>. Acessado em: 16 Mai 2016.
- Nguyen, D. and Widrow, B. (1990). Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights, *Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks*, Vol. 3, San Diego, USA, pp. 21–26.
- Nobelprize.org (2014). Prêmio nobel de física em 2013, Disponível em: http://www.nobelprize.org/nobel_prizes/physics/laureates/2013/. Acessado em: 16 Mai 2016.
- Riedmiller, M. and Braun, H. (1993). A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm, *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Francisco, USA, pp. 586–591.