

Contribuições para os Sistemas de Trigger do ATLAS em Operação no Run 3

Luciano M. de Andrade Filho ¹, Micael V. de Araújo ³, Augusto S. Cerqueira ¹, Victor A. Ferraz ⁵, Isabela S. Ferreira ³, Dayane O. Gonçalves ¹, Juan L. Marin ², Bernardo S. M. Peralva ⁴, João V. F. Pinto ³, José M. de Seixas ³, Amanda P. da Silva ³, Eduardo F. de Simas Filho ², Edmar E. P. de Souza ², Rafael R. Vianna ³

Universidade Federal de Juiz de Fora ¹

Universidade Federal da Bahia, PPGEE/UFBA, Laboratório de Sistemas Digitais ²
Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE/POLI ³

Universidade do Estado do Rio de Janeiro, PPGMC/UERJ ⁴

Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Depto de Engenharia Elétrica ⁵

Sumário

1 Introdução

2 Contribuições no Trigger de Elétrons e Fótons

- Trigger de Elétrons para $E_T > 15$ GeV - Rp
- Trigger de Elétrons para $E_T < 15$ GeV
- Trigger de Elétrons no Forward
- Trigger de Fótons

3 Contribuições no Trigger de Múons

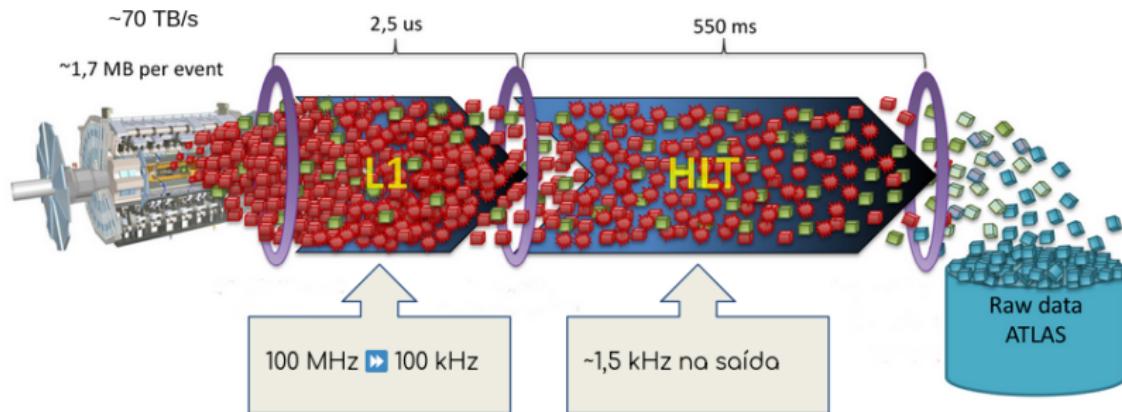
4 Conclusões

Física Experimental de Altas Energias e Tecnologias Associadas

- Colaboração ATLAS Brasil: UFRJ, USP, UFBA, UFJF, UERJ e UFRN;
- Colaboração internacional com: Sorbonne Université e Universität Bern;
- Projeto CAPES/CONFECUB e bolsas FAPESB e FAPEMIG; Swiss National Science Foundation e CERN;
- Uso de técnicas de processamento de sinais e *machine learning* em sistemas de *trigger* em HEP;
- Inserção de HEP em fórum de inovação tecnológica;
- Empresas atuantes no CERN que surgiram desse projeto.

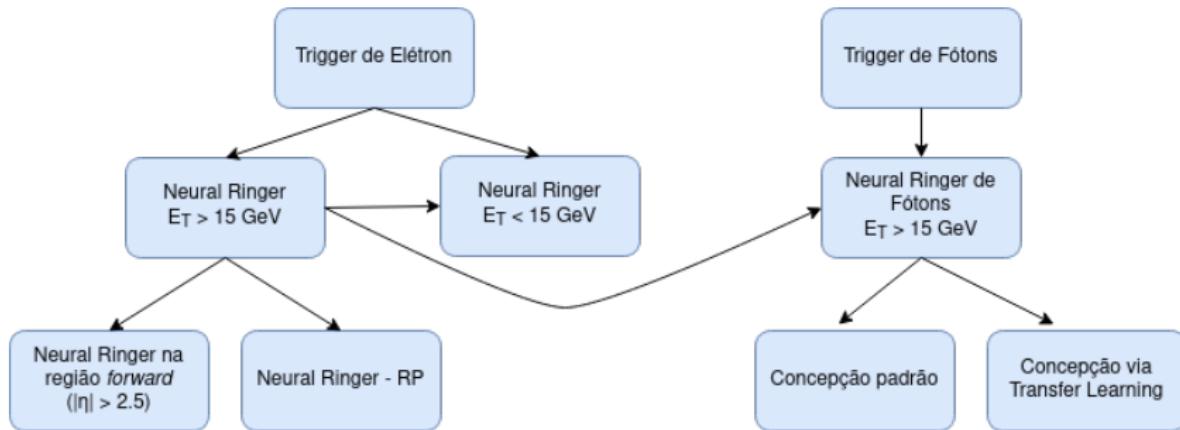
Introdução

- Sistemas de *trigger* no ATLAS requerem alta taxa de rejeição de *background*;
- O grupo possui atuação em três diferentes frentes: elétrons, fótons e muôns;

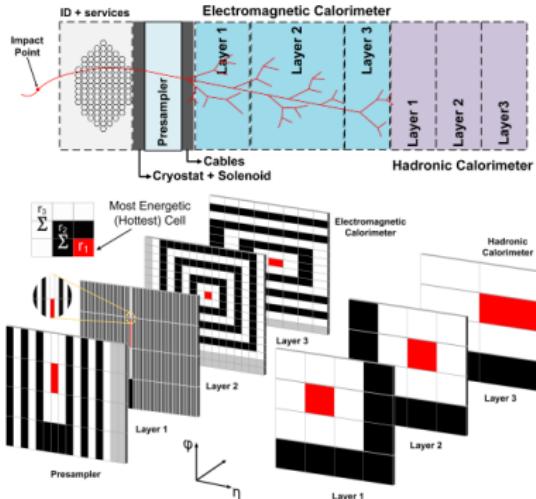


Contribuições no Trigger de Elétrons e Fótons

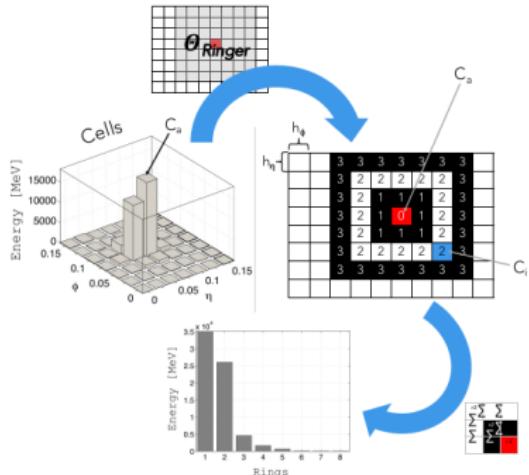
- Desde 2017, o NeuralRinger é a técnica padrão de detecção rápida no *trigger* de elétrons para $E_T > 15$ GeV, operando com um essemble de redes neurais;
- Utiliza a informação da deposição de energia nas células do calorímetro como entrada de uma rede neural MultiLayerPerceptron;



Algoritmo NeuralRinger

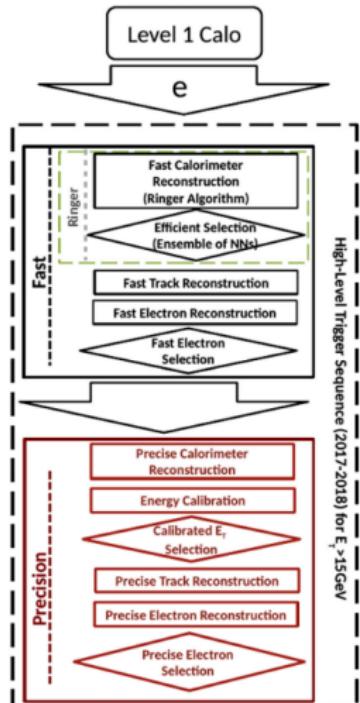


(a): Anéis montados para cada camada do calorímetro

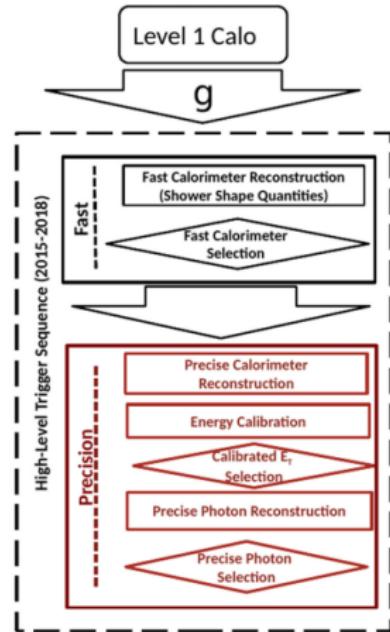


(b): Algoritmo anelador

Contribuições no Trigger de Elétrons e Fótons



Etapas do HLT para elétrons
durante a Run2

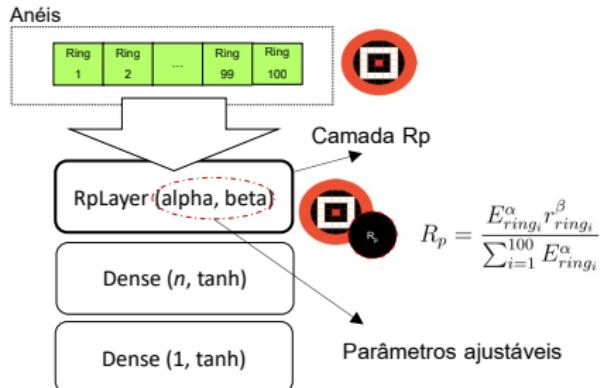


Etapas do HLT para fótons
durante a Run2

Trigger de Elétrons

Trigger de Elétrons para $E_T > 15$ GeV - Rp

- Dados de colisão de 2017, usando o método *tag-and-probe* do $Z \rightarrow ee$;
- Pondera a energia de uma célula através do parâmetro α e a distância da célula mais energética pelo parâmetro β (largura da cascata)
- Resultados obtidos indicam redução de falso alarme em 1,37% se comparado ao NeuralRinger.
- NeuralRinger + *tracking*: redução por um fator de 4 a taxa de aceitação de background.



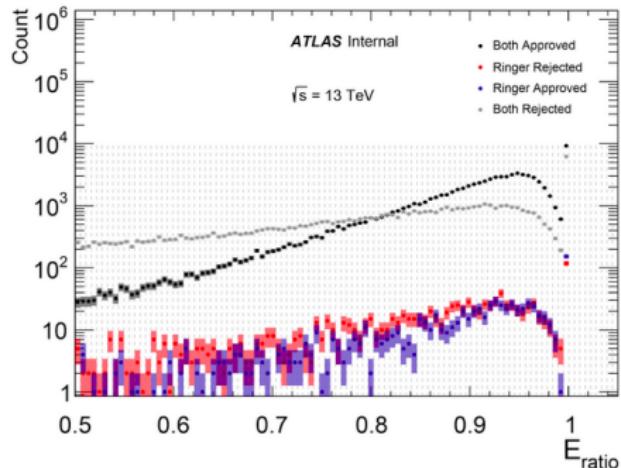
NeuralRinger-Rp

- Progresso: treinamento com dados de 2018 e proposta de arquiteturas convolucionais.

Trigger de Elétrons para $E_T < 15$ GeV

- Treinado com dados de colisão de 2017, usando o método *tag-and-probe* do $J/\Psi \rightarrow ee$;
- Progresso: avaliação de desempenho dentro do ATLAS.

$$E_{ratio} = \frac{E_{max,1} - E_{max,2}}{E_{max,1} + E_{max,2}}$$



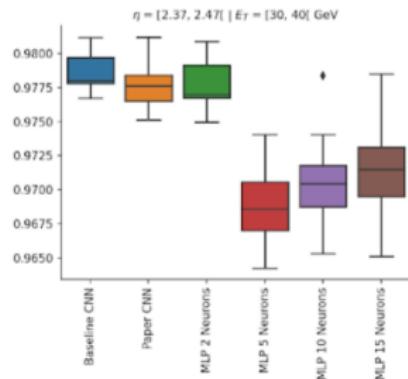
Concordância Cut-Based vs Ringer
($E_T < 15$ GeV)

Trigger de Elétrons no Forward

- Colaboração Brasil-Bern;
- Desenvolvimento para $|\eta| > 2.5$
- Atualmente, a emulação do *forward* foi analisada, removendo o PS e a EM3, na ultima faixa de η ;
- Comparação de redes convolucionais com a atual estrutura do NeuralRinger

Resultado Integrado

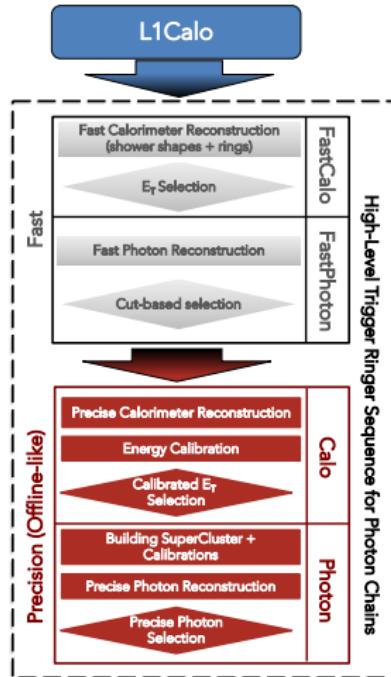
	$P_D[\%]$	$F_a[\%]$
Ref.	96.44	60.62
cnn.baseline	96.44 ± 0.01	1.49 ± 0.05
cnn.paper	96.44 ± 0.01	1.40 ± 0.04
mlp2.baseline	96.44 ± 0.02	1.99 ± 0.01
mlp5.baseline	96.44 ± 0.00	4.01 ± 0.37
mlp10.baseline	96.44 ± 0.00	3.57 ± 0.36
mlp15.baseline	96.44 ± 0.00	3.34 ± 0.32



Trigger de Fótons

Trigger de Fótons

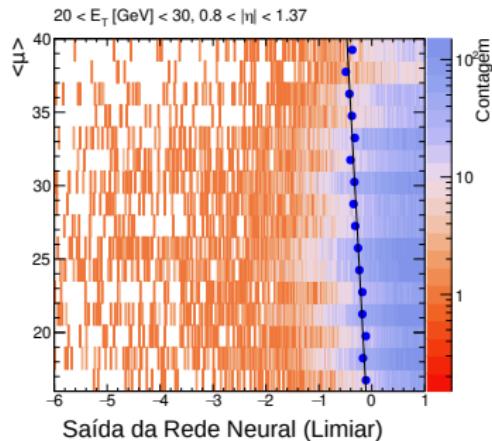
- NeuralRinger treinado com dados de simulação da Run2;
- Discriminação fóton/jato;
- Mantém a eficiência de todo o HLT, reduzindo o falso alarme em 45%;
- Progresso: treinamento com dados reais;



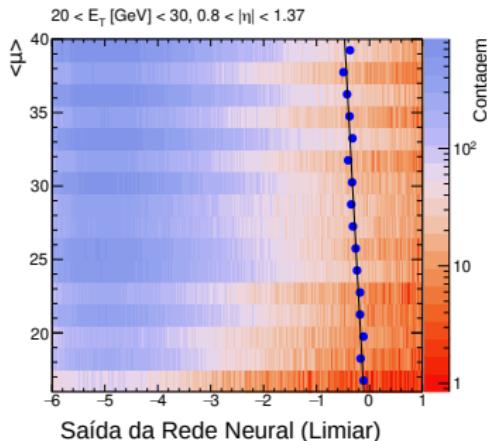
Proposta do *trigger* de fótons para a Run3

Trigger de Fótons

Separação entre fótons e jatos hadrônicos



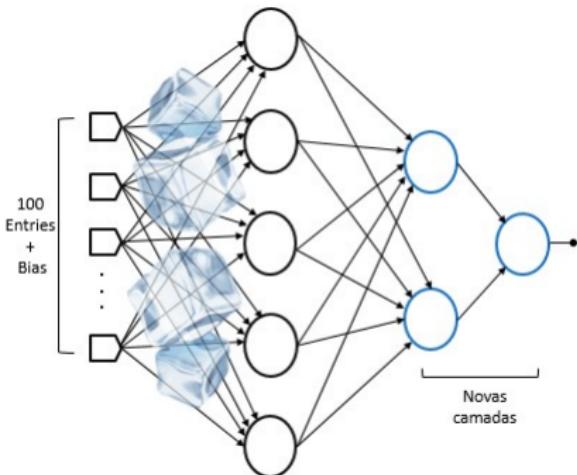
(a): Distribuição de fótons



(b): Distribuição de jatos

Trigger de Fóttons - Transferência de Aprendizado

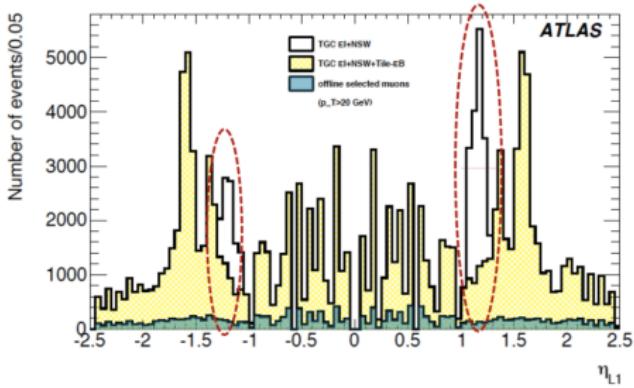
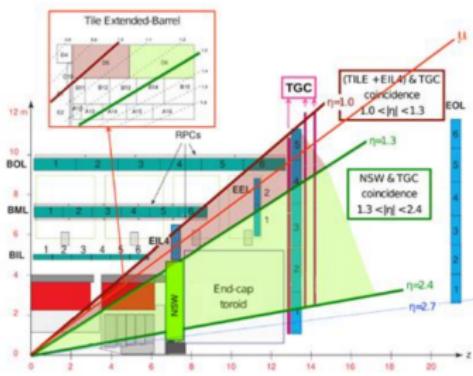
- Transferência de aprendizado: de elétrons para fóttons;
- Parte de modelos funcionais para elétrons e adapta para fóttons;
- Congela as camadas de elétrons e treina apenas uma nova camada;
- Resultados preliminares mostram uma redução de aproximadamente 50% no falso alarme em uma região do espaço de fase;



Trigger de Múons

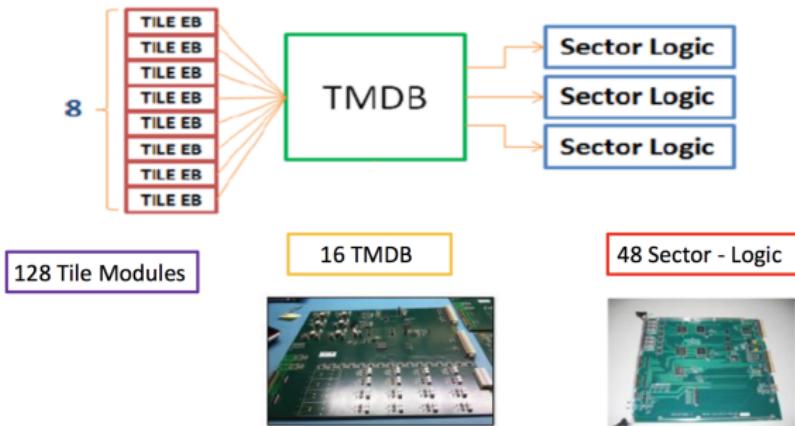
Contribuições no Trigger de Múons - Introdução

- No Run 1 do LHC, o ruído de fundo foi parte significativa da taxa no *trigger* de múons.
- A coincidência da camada mais externa do TileCal com as câmaras de múons TGC reduzem a taxa de falsos múons, atuando no L1.
- Leitura da células D5 and D6 no barril estendido.



Contribuições no Trigger de Múons

Visão geral do TileMuon:



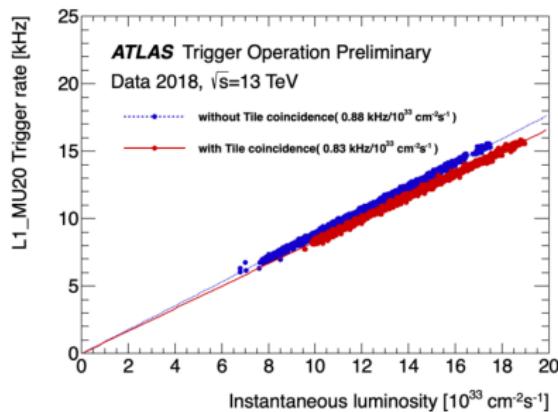
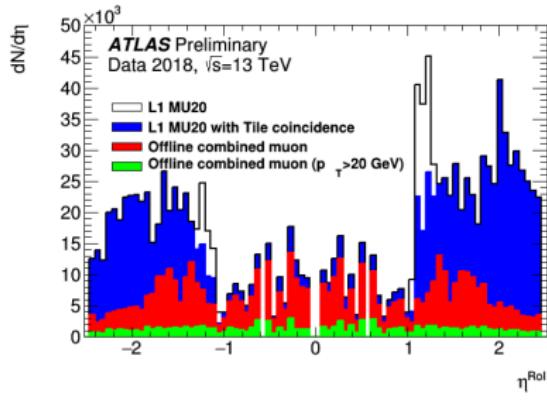
- (1) Recebe o Sinal
- (2) Estima a Energia (MF)
- (3) Ene>thr : envia o resultado

- (1) Recebe o resultado do TMDB
- (2) Faz a coincidência com o detector de múons

O sistema TileMuon foi completamente desenvolvido no Brasil, desde do *layout* até a fase de teste.

Contribuições no Trigger de Múons - Resultados

- O sistema TileMuon operou no ATLAS em 2018.
- Reduziu em 6% a taxa de ocupação da banda-passante do trigger de múons.



- A colaboração ATLAS Brasil atua em diversas frentes no sistema de *trigger* do experimento ATLAS;
- Em cadeias e/γ , o algoritmo NeuralRinger desempenha um papel importante na etapa rápida de seleção de eventos;
- O sistema Tilemuon tem importante atuação na redução da taxa de trigger de muons sem perda significativa da eficiência, melhorando a qualidade dos candidatos que passam pelo primeiro nível;
- O envolvimento de instituições estrangeiras, Sorbone e Berna, reforça o papel desempenhado pelo Brasil dentro do experimento, atuando para os novos desafios da Run3;

Projeto

Projeto	Física Experimental de Altas Energias e Tecnologias Associadas
Instituições	Brasil: UFRJ/COPPE; UFBA; UFJF; UERJ Internacional: CERN, Sorbonne Université; Universität Bern
Cronograma	Março de 2022 (início da Run3)
Custos e fontes de recursos	Projeto CAPES/CONFECUB; bolsas FAPESB e FAPEMIG; Swiss National Science Foundation e CERN
Possíveis sinergias	Uso de técnicas de processamento de sinais e <i>machine learning</i> em sistemas de <i>trigger</i> em HEP
Spin-offs	Empresas atuantes no CERN que surgiram desse projeto

Obrigado!
Perguntas?

Contribuições para os Sistemas de Trigger do ATLAS em Operação no Run 3

Luciano M. de Andrade Filho ¹, Micael V. de Araújo ³, Augusto S. Cerqueira ¹, Victor A. Ferraz ⁵, Isabela S. Ferreira ³, Dayane O. Gonçalves ¹, Juan L. Marin ², Bernardo S. M. Peralva ⁴, João V. F. Pinto ³, José M. de Seixas ³, Amanda P. da Silva ³, Eduardo F. de Simas Filho ², Edmar E. P. de Souza ², Rafael R. Vianna ³

Universidade Federal de Juiz de Fora ¹

Universidade Federal da Bahia, PPGEE/UFBA, Laboratório de Sistemas Digitais ²
Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE/POLI ³

Universidade do Estado do Rio de Janeiro, PPGMC/UERJ ⁴

Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Depto de Engenharia Elétrica ⁵

Slides de Backup

Setup de Treinamento do NeuralRinger

Os dados são separados no plano $\eta \times E_T$ nas seguintes faixas:

- η : (0.0, 0.8), (0.8, 1.37), (1.37, 1.54), (1.54, 2.37), (2.37, 2.5).
- E_T : (15, 20), (20, 30), (30, 40), (40, 50), (50, ∞)

Os parâmetros de treinamento são:

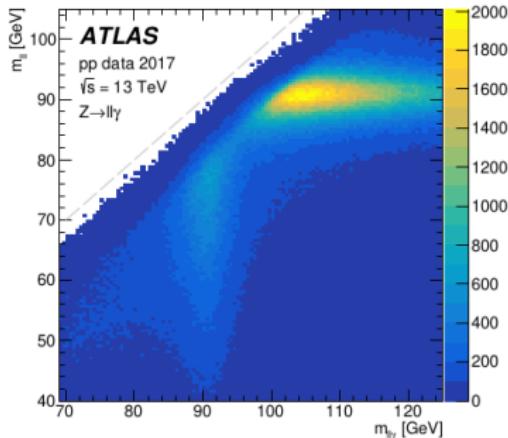
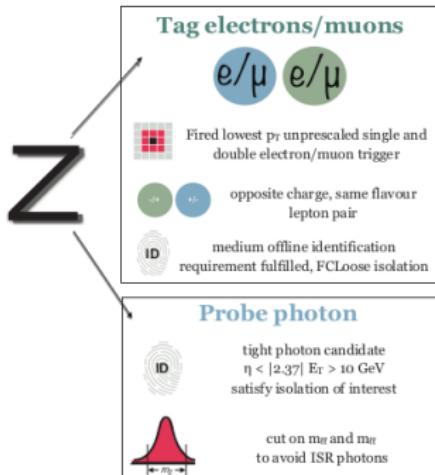
- Função custo: Mean Square Error (MSE);
- Critério de parada: 25 tentativas sucessivas de melhorar o índice SP;
- Método de validação cruzada: k-fold estratificado (9 conjuntos para treinamento e 1 para teste);
- 10 inicializações
- 2 a 10 neurônios da camada escondida;
- Mesma probabilidade de detecção (P_D) da referência visando a redução da taxa de falso alarme (F_A)

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

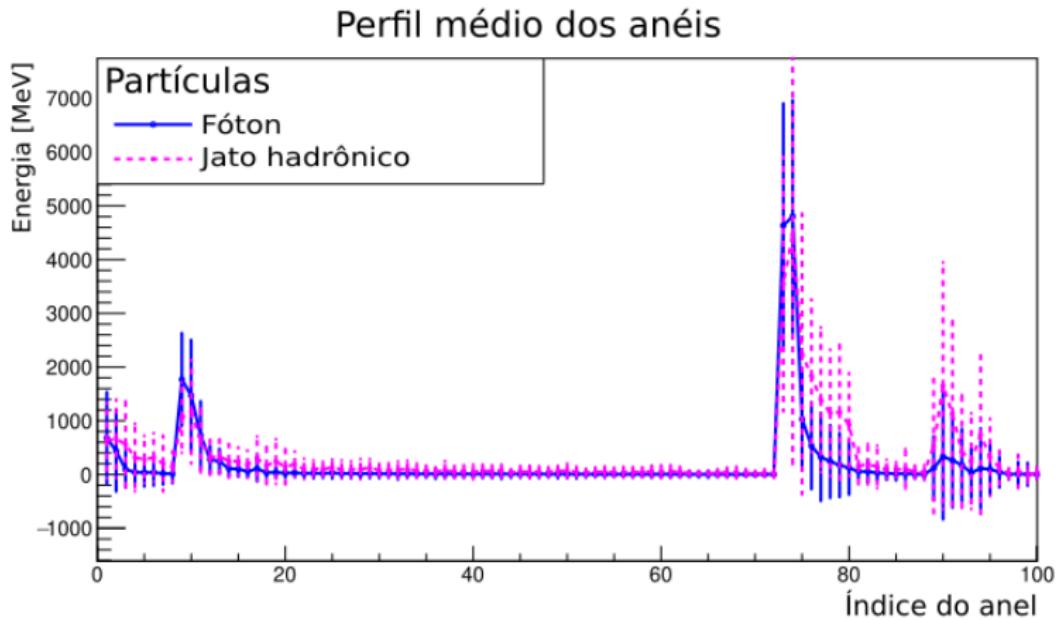
Modelos treinados no Forward

- CNN Paper: 6 camadas convolucionais 1D e 2 completamente conectadas, com função de ativação LeakyReLU nas intermediárias e sigmóide no neurônio de saída;
- CNN Baseline: 2 camadas convolucionais 1D com função de ativação ReLU e 1 camada completamente conectada com 16 neurônios. Camada de saída com função sigmóide;
- MLP: completamente conectada com 2, 5, 10 e 15 neurônios em uma única camada oculta com sigmóide na saída.

Uso de dados de colisão - Ringer de Fótons



Algoritmo Neural Ringer



Comparação do vetor de anéis para fótons e jatos hadrônicos