



Universidade Federal de Juiz de Fora
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica

Davis Pereira Barbosa

ESTUDO DE TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO PARA RECONSTRUÇÃO DE
ENERGIA DE JATOS NO PRIMEIRO NÍVEL DE SELEÇÃO DE EVENTOS DO
EXPERIMENTO ATLAS

Dissertação de Mestrado

Juiz de Fora
2012

Davis Pereira Barbosa

Estudo de Técnicas de Otimização para reconstrução de Energia de jatos no Primeiro
Nível de Seleção de Eventos do Experimento ATLAS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de concentração: Sistemas Eletrônicos, da Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre.

Orientador: Prof. Augusto Santiago Cerqueira

Juiz de Fora
2012

Barbosa, Davis Pereira.

Estudo de técnicas de otimização para reconstrução de Energia de jatos no primeiro nível de seleção de eventos do experimento ATLAS / Davis Pereira Barbosa. - 2012.

95 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2012.

1. Engenharia elétrica. 2. Calorimetria. 3. Redes neurais. I. Título.

CDU 621.3

Davis Pereira Barbosa

Estudo de Técnicas de Otimização para reconstrução de Energia de jatos no Primeiro
Nível de Seleção de Eventos do Experimento ATLAS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de concentração: Sistemas Eletrônicos, da Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre.

Aprovada em 03 de julho de 2012.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Augusto Santiago Cerqueira, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Orientador

Prof. Carlos Augusto Duque, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Prof. Érica Ribeiro Polycarpo Macedo, D.Sc.

Instituto de Física - Universidade Federal do Rio de Janeiro, IF-UFRJ

Prof. João Baptista de Oliveira e Souza Filho, D.Sc.

DEPEL/PPEEL

Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET-RJ

*À minha família e
aos meus amigos.*

AGRADECIMENTOS

À minha família, especialmente meus pais, José Jair e Meire, e as minhas irmãs Evelyn e Shelen, por todo amor, apoio, suporte, motivação e confiança depositada em mim.

Ao meu orientador e amigo, Professor Augusto Santiago Cerqueira, pelos ensinamentos, por ter acreditado na minha capacidade e aos incentivos, além disso, a sua disposição durante todo o decorrer deste trabalho.

Aos professores José Manoel de Seixas e Rafael Antunes Nobrega, pela ajuda, disponibilidade e incentivo, sempre colaborando durante o decorrer deste trabalho.

Aos alunos e companheiros do grupo ATLAS/UFJF, que sempre estiveram disponíveis a ajudar e colaborar com o trabalho, em especial os amigos Bernardo Sotto-Maior Per-alva e Fernando Miranda Xavier.

Aos meus amigos do NAEP e do LAPTEL, por toda disposição e pela convivência diária.

Aos meus amigos que sempre torcem por mim.

À CAPES, à Universidade Federal de Juiz de Fora e à Faculdade de Engenharia por todo o suporte e pelas ferramentas necessárias ao desenvolvimento deste trabalho.

"Conhece-te a ti mesmo e conhecerás o universo e os deuses"

Sócrates

RESUMO

Atualmente, o LHC é o maior e mais energético colisionador de partículas em funcionamento, colidindo prótons com energias de 7 TeV no centro de massa a cada 50 ns. Vários detectores estão posicionados para medir as características das partículas após a colisão, sendo então utilizadas para verificar a validade das novas teorias de física de partículas. O ATLAS é o maior dos detectores do LHC, estando em operação desde 2009 e fornecendo uma grande quantidade de dados para as análises físicas para a busca do Higgs. Um dos principais responsáveis pela qualidade das informações adquiridas pelo ATLAS é o seu sistema de seleção de eventos online que foi desenvolvido para rejeitar informações irrelevantes das colisões, excluindo a enorme quantidade de ruído de fundo do experimento. Entretanto, o LHC passará por atualizações visando o aumento da sua luminosidade em uma ordem de grandeza (10^{34} para 10^{35}) nos próximos dez anos, gerando assim uma maior quantidade de eventos por colisão, aumentando a probabilidade de empilhamento de eventos. Desta forma, o ATLAS e o seu sistema de seleção de eventos online também deverão sofrer modificações para atender aos novos requisitos do experimento. O presente trabalho realizou estudos sobre a utilização de novos algoritmos para estimação da energia de jatos no primeiro nível de seleção de eventos do detector ATLAS. Inicialmente, uma janela bidimensional é aplicada na região onde o jato foi identificado, visando a redução do impacto do empilhamento dos eventos nas bordas desta região. Em seguida, é proposta a utilização da informação de profundidade do calorímetro hadrônico do ATLAS na estimação de energia do jato, através de técnicas de otimização linear (mínimos quadrados) e não-linear (redes neurais artificiais). Os resultados obtidos, através de simulações Monte Carlo, mostraram que a informação de profundidade do TileCal reduz o erro de estimação da energia dos jatos em aproximadamente 23%, enquanto que a utilização da janela bidimensional melhora o comportamento inicial da curva de acionamento de jatos indicando sua efetividade em cenários de empilhamento de eventos.

Palavras-chave: Calorimetria de Altas Energias, Estimação de Energia, Filtragem Online, Mínimos Quadrados, Redes Neurais

ABSTRACT

The LHC is the biggest and most energetic particle collider, performing proton-proton collisions with 7 TeV on center of mass at 50 ns rate. Several detectors are placed along the LHC in order to measure the collisions results, envisaging the validation or rejection of the new particle physics theories. The ATLAS experiment is the biggest detector at LHC, operating very well since 2009 and providing large amount of data for the physics analysis envisaging the search for the Higgs Particle. The online event selection system (trigger) is one of the major reponsible for the quality of the acquired data in ATLAS, it was designed to reject the huge amount of background noise generated at LHC. However, the LHC upgrade for high luminosity (10^{34} to 10^{35}) in the following ten years will increase the amount of events per collision, increasing the event pileup probability. In order to cope with the new luminosity requirements, the ATLAS and its trigger system will also upgrade its components and algorithms. This work presents the studies about the use of new algorithms for jet energy estimation in the first level of the ATLAS trigger system. Envisaging the reduction of the pileup effect, a bidimensional window is applied on the region where the event was identified (RoI). Additionally, the longitudinal information from the ATLAS hadronic calorimeter (TileCal) is used in order to improve the jet energy estimation, using linear (Least Square) and nonlinear (Artificial Neural Networks) optimization techniques. The achieved results, through Monte Carlo simulations, show that the TileCal longitudinal information reduces the energy estimation error by 23%, while the bidimensional window slightly improves the jet turn on curve indicating the reduction of the pileup effects.

Keywords: Calorimetry, Energy Estimation, Online Trigger, Least Square, Artificial Neural Networks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Localização Geográfica do CERN e visão geral do LHC e seus Detectores (The CERN Collaboration, 2012)	26
Figura 2	Detector ATLAS e seus Sub-Detectores (The ATLAS Collaboration, 2012a)	28
Figura 3	Calorímetro Hadrônico e Calorímetro Eletromagnético (The ATLAS Collaboration, 2012a)	30
Figura 4	Calorímetro Hadrônico e Calorímetro Eletromagnético com corte transversal. (The ATLAS HLT/DAQ/DCS Group, 2001)	30
Figura 5	Esboço da estrutura de acordeão do Calorímetro Eletromagnético e sua segmentação	31
Figura 6	Esboço do princípio do calorímetro de telhas cintilantes. (The ATLAS/TileCal Collaboration, 1996)	32
Figura 7	Esboço de metade de um módulo do barril. Os números dentro das células, correspondem a fotomultiplicadora (PMT) que cada célula está conectada. (FILHO, 2009)	33
Figura 8	Visão simplificada do Sistema de Trigger/DAQ (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)	34
Figura 9	RoI e Torres de Trigger (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)	35

Figura 10	Algoritmo de seleção de jatos baseado no passo de $0,2 \times 0,2$. No algoritmo $0,6 \times 0,6$, a RoI(sombreada) tem que ocupar o canto do cluster. (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)	39
Figura 11	Torre de trigger (Trigger Tower) em $\eta \times \phi$ (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)	40
Figura 12	Curva de acionamento ideal em vermelho e a curva do LVL1 atual em azul para um corte em 20 GeV.	41
Figura 13	Busca por todo sistema de calorimetria utilizando "janelas"circulares de raio $dR = 0,4$	43
Figura 14	Busca por todo sistema de calorimetria utilizando "janelas"circulares de raio $dR = 0,4$	44
Figura 15	Dois Jatos com deposição próxima, causando o efeito conhecido como Pile-Up	45
Figura 16	Gaussiana que realiza a ponderação das torres de trigger	45
Figura 17	Ponderação Gaussiana	46
Figura 18	Perceptron Multicamadas	49
Figura 19	Perceptron Multicamadas aplicado ao problema	50
Figura 20	Curva de Acionamento(Turn On Curve)	54
Figura 21	Comparativo do Rise Energy ao aumento do número de neurônios	56

Figura 22	Comparativo do Erro Relativo ao aumento do número de neurônios	56
Figura 23	Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados $\bar{t}t$	57
Figura 24	Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados $\bar{t}t$	58
Figura 25	Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados $\bar{t}t$	59
Figura 26	Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto $\bar{t}t$	60
Figura 27	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto $\bar{t}t$	61
Figura 28	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto $\bar{t}t$	62
Figura 29	Curva de acionamento para dos métodos avaliados neste trabalho para o conjunto $\bar{t}t$	64
Figura 30	O Sistema de coordenadas do ATLAS	77
Figura 31	Sistema de Coordenadas do Experimento ATLAS (Visão Geral)	78
Figura 32	Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J1	79

Figura 33	Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J1	80
Figura 34	Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J1	81
Figura 35	Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J1	82
Figura 36	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J1	82
Figura 37	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto $\bar{t}t$	83
Figura 38	Curva de acionamento para dos métodos avaliados neste trabalho para o conjunto J1	84
Figura 39	Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J2	85
Figura 40	Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J2	85
Figura 41	Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J2	86
Figura 42	Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J2	87
Figura 43	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longi-	

	tudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J2	87
Figura 44	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto J2	88
Figura 45	Curva de acionamento para dos métodos avaliados neste trabalho para o conjunto J2	89
Figura 46	Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J3	90
Figura 47	Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J3	90
Figura 48	Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J3	91
Figura 49	Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J3	92
Figura 50	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J3	92
Figura 51	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto J3	93
Figura 52	Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J4	94
Figura 53	Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J4	94

Figura 54	Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J4	95
Figura 55	Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J4	96
Figura 56	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J4		96
Figura 57	Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto J4	97

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Coefficiente de correlação para cada método utilizado para o conjunto \bar{tt}	59
Tabela 2	Desvio padrão do erro relativo para os métodos de estimação utilizados para o conjunto \bar{tt}	62
Tabela 3	Tabela da energia de subida utilizando o conjunto \bar{tt}	65
Tabela 4	Tabela de comparação das áreas A e B dos métodos com alinhamento utilizando o conjunto \bar{tt}	65
Tabela 5	Coefficiente de correlação para cada método utilizando o conjunto J1.	66
Tabela 6	Desvio padrão dos erros relativos de cada método de estimação utilizando o conjunto J1.	67
Tabela 7	Energia de subida para cada método utilizando o conjunto J1.	67
Tabela 8	Comparação das áreas A e B dos métodos utilizando o conjunto J1.	67
Tabela 9	Coefficiente de correlação dos métodos utilizando o conjunto J2.	68
Tabela 10	Desvio padrão dos erros relativos para cada método utilizando o conjunto J2.	68
Tabela 11	Energia de subida para os diversos métodos utilizando o conjunto J2.	69

Tabela 12	Comparação das áreas A e B dos métodos utilizando o conjunto J2.	69
Tabela 13	Coefficiente de correlação dos métodos em relação a energia do offline utilizando o conjunto J3.	70
Tabela 14	Desvio padrão dos erros relativos para cada método utilizando o conjunto J3.	70
Tabela 15	Coefficiente de correlação dos métodos em relação a energia do offline utilizando o conjunto J4.	71
Tabela 16	Desvio padrão dos erros relativos para cada método utilizando o conjunto J4.	71

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ATLAS A Toroidal LHC AparatuS

CERN Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire

DAQ Sistema de Aquisição de Dados

LHC Large Hadron Collider

TileCal Calorímetro de Telhas

LVL1 Primeiro Nível de Seleção de Eventos

LVL2 Segundo Nível de Seleção de Eventos

LS1 First Long Shutdown

LS2 Second Long Shutdown

RoI Region of Interest

SCT SemiCondutor Tracker

TRT Transition Radiation Tracker

PMT fotomultiplicadora

RoI Region of Interest

TT Trigger Towers

ROB Read Out Buffers

IID Independente e Identicamente Distribuídas

MLP *Multilayer Perceptron* ou Perceptron Multicamadas

SUMÁRIO

1	Introdução	22
1.1	O Ambiente	22
1.2	Motivação	23
1.3	Estimação da Energia de Jatos no Primeiro Nível de Seleção de Eventos (LVL1)	24
1.4	Organização do Documento	25
2	O CERN e o experimento ATLAS	26
2.1	CERN e o LHC	26
2.2	O Detector ATLAS	27
2.3	O Sistema de Calorimetria do ATLAS	29
2.3.1	O Calorímetro Eletromagnético de Argônio Líquido	30
2.3.2	O TileCal	31
2.4	O Sistema de Seleção de Eventos Online e Aquisição de Dados do ATLAS	33
2.4.1	LVL1 - Primeiro Nível de Filtragem Online	34
3	Identificação de Jatos do Primeiro Nível de Seleção de Eventos do ATLAS	37
3.1	Algoritmos de Seleção de Eventos	37
3.2	Seleção de Jatos	38
3.2.1	Granularidade e o Algoritmo	39
4	Técnicas Propostas para Melhora de Estimação de Energia e Identificação de Jatos no LVL1	42
4.1	Algoritmo de Pré-Seleção e Localização de Eventos	42

4.1.1	Pré-Semente e Semente	42
4.2	Estimação de Energia do Evento	44
4.2.1	Ponderação Transversal Gaussiana	44
4.2.2	Ponderação Longitudinal	46
4.2.2.1	Otimização Least Square	47
4.2.2.2	Otimização Neural	49
5	Resultados	51
5.1	Bancos de Dados Utilizados	51
5.2	Nomenclaturas	52
5.3	Avaliação do Desempenho dos Métodos	53
5.3.1	Correlação	53
5.3.2	Erro Relativo	54
5.3.3	Curva de Acionamento	54
5.4	Projeto da Rede Neural	55
5.5	Resultados \overline{tt}	56
5.5.1	Correlação	56
5.5.2	Erro Relativo	59
5.5.3	Curva de Acionamento	62
5.6	Resultados J1	66
5.6.1	Correlação	66
5.6.2	Erro Relativo	66
5.6.3	Curva de Acionamento	67
5.7	Resultados J2	68
5.7.1	Correlação	68
5.7.2	Erro Relativo	68
5.7.3	Curva de Acionamento	69

5.8	Resultados J3	69
5.8.1	Correlação	69
5.8.2	Erro Relativo	70
5.9	Resultados J4	70
5.9.1	Correlação	70
5.9.2	Erro Relativo	71
6	Conclusões Finais	72
6.1	Próximos Passos	73
	Referências	74
	Apêndice A – Sistema de Coordenadas do ATLAS	77
	Apêndice B – Gráfico dos Resultados	79
B.1	Conjunto J1	79
B.1.1	Correlação	79
B.1.2	Erro Relativo	82
B.1.3	Curva de Acionamento	84
B.2	Conjunto J2	85
B.2.1	Correlação	85
B.2.2	Erro Relativo	87
B.2.3	Curva de Acionamento	89
B.3	Conjunto J3	90
B.3.1	Correlação	90
B.3.2	Erro Relativo	92
B.4	Conjunto J4	94
B.4.1	Correlação	94
B.4.2	Erro Relativo	96

1 INTRODUÇÃO

Este trabalho apresenta o estudo e o desenvolvimento de novas técnicas para estimação da energia de jatos (cone estreito de partículas hadrônicas) pelo primeiro nível de seleção de eventos do experimento ATLAS no grande colisionador de prótons, o LHC. O desenvolvimento destas técnicas visa principalmente a melhoria da identificação dos jatos no primeiro nível de seleção de eventos.

Este capítulo apresenta de forma resumida o ambiente no qual o trabalho foi desenvolvido, a motivação para o estudo de novas técnicas de estimação no primeiro nível de seleção de eventos do ATLAS, os objetivos principais e apresenta uma visita guiada ao restante do trabalho.

1.1 O AMBIENTE

O colisionador de partículas LHC (do inglês *Large Hadron Collider*) está localizado na fronteira entre a Suíça e a França nos arredores da cidade de Genebra, na Suíça. No LHC, feixes de prótons são acelerados em direções opostas (até 14 TeV no centro de massa), colidindo em determinados pontos aonde estão localizados detectores com capacidade de absorver e medir as partículas resultantes de cada colisão. Através da análise dos eventos medidos pelos diferentes detectores, é possível comprovar ou rejeitar novas teorias da física de partículas.

No LHC existem seis grandes detectores, aonde o ATLAS se destaca como sendo o maior deles, tendo como propósito principal a determinação da existência de uma nova partícula denominada bóson de Higgs, prevista no modelo padrão e que ainda não foi observada. O detector ATLAS é dividido em diversos subdetectores, cada um especializado na detecção de conjuntos específicos de partículas.

Devido à baixa probabilidade de ocorrência do fenômeno que se deseja observar, é imprescindível em experimentos com colisionadores de partículas a geração de um grande número de eventos. Desta forma, no LHC os prótons podem ser colididos em

períodos de até 25 ns. Adicionalmente, a maior parte dos eventos resultantes das colisões não são relevantes para as análises físicas, sendo considerados como ruído de fundo do experimento.

Portanto, o LHC necessita de um sofisticado sistema de validação de eventos online que tem como objetivo reduzir a taxa de eventos de 40 MHz para 100 Hz, tornando possível a aquisição e a análise offline da grande quantidade de dados gerados pelo experimento. Este sistema é dividido em três níveis, dos quais o primeiro é implementado em hardware e os níveis seguintes são implementados em software. O LVL1, que é o primeiro nível de filtragem de eventos do detector ATLAS, deve identificar as Region of Interest (RoI) com base em uma informação compactada da deposição de energia das partículas nos diferentes subdetectores do mesmo, reduzindo a taxa de 40 MHz para até 100 kHz. Desta forma, o desenvolvimento de técnicas mais eficientes para estimação de energia dos eventos nas RoIs permite uma melhor seleção de eventos pelo LVL1.

1.2 MOTIVAÇÃO

O LHC entrou em operação em 2009 e desde então já forneceu mais que 5 fb^{-1} de dados, trabalhando em 2011 com uma luminosidade de $3 \times 10^{33} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ e energia no centro de massa de 7 TeV. Para 2012, o LHC continua em operação com energia no centro de massa de 8 TeV e com estimativa de fornecer de 10 a 20 fb^{-1} de dados ao experimento.

Durante o ano de 2013 e metade de 2014 o acelerador será desligado para manutenção e atualização de alguns de seus componentes (First Long Shutdown (LS1)), votando a realizar colisões em 2015. Este período de parada do detector para sua atualização está sendo chamado de Fase 0 de atualização. Para esta fase, é planejado que a luminosidade aumente para $10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ e o experimento ATLAS consiga coletar 50 à 100 fb^{-1} de dados.

A Fase I de atualização do detector está prevista para 2018, quando o acelerador será novamente desligado (Second Long Shutdown (LS2)). Nesta fase, será necessária a atualização do sistema de pré-aceleração e de injeção de partículas visando alcançar uma luminosidade $3 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$. No ano de 2019, o Large Hadron Collider (LHC) volta a realizar colisões com a expectativa da ocorrência de 50 à 80 interações por colisão ocorridas a cada 25 ns, o que é muito além dos objetivos iniciais do projeto do LHC. Este grande número de interações por colisão pode aumentar empilhamento de

eventos (*pile-up*) o que pode deteriorar o desempenho do sistema de seleção de eventos. Nesta fase, espera-se acumular $300 - 400 \text{ fb}^{-1}$ de dados, ampliando o alcance para a descoberta de novas físicas e a capacidade de estudar novos fenômenos.

Finalmente, durante os anos de 2022 e 2023 (Fase II de atualização), deverá ocorrer uma nova parada do acelerador visando diversas atualizações de seus componentes e detectores onde a luminosidade instantânea deverá atingir $7 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$, para uma luminosidade integrada total de 3.000 fb^{-1} . É importante ressaltar que as atualizações ocorridas nas fases 0 e I devem ser totalmente compatíveis com o programa de física do alta luminosidade HL-LHC.

O aumento da luminosidade ao longo dos próximos 10 anos oferece um desafio enorme para o sistema de validação de eventos do ATLAS devido à crescente quantidade de eventos por colisão. Desta forma, o estudo de novas técnicas e algoritmos e até mesmo novo hardware para o sistema de seleção de eventos é fundamental para o correto funcionamento do experimento para os próximos 10 anos e principalmente após a Fase II (The ATLAS Collaboration, 2011b, 2011a; ERIKSSON et al., 2012).

1.3 ESTIMAÇÃO DA ENERGIA DE JATOS NO LVL1

No presente trabalho, foi realizado um estudo de novos métodos para melhorar o desempenho de estimação e seleção de jatos realizada pelo LVL1 do experimento ATLAS, dentro do contexto do programa de atualização do LHC para alta luminosidade.

O LVL1 utiliza uma informação compactada (granularidade reduzida) da deposição de energia das partículas nos diversos calorímetros do ATLAS, entretanto, para a Fase II está prevista a disponibilização da granularidade completa dos detectores já no LVL1. Para as fases 0 a I existe a possibilidade de um pequeno aumento da granularidade.

Este trabalho tem dois objetivos principais: (1) avaliar de que forma o aumento da granularidade do calorímetro hadrônico no LVL1 contribui para uma melhor estimativa de energia de jatos e conseqüentemente para sua identificação; (2) como manter a eficiência na identificação de jatos em cenários de alta luminosidade com empilhamento de eventos.

Desta forma, este trabalho aponta as direções para os algoritmos de estimação e identificação de jatos para os próximos 10 anos de funcionamento do LHC.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO

O próximo capítulo apresenta, em maiores detalhes, o ambiente no qual esta dissertação foi desenvolvida, com um enfoque maior no ATLAS, na sua calorimetria e no seu sistema de seleção de eventos online. O Capítulo 3 é dedicado à descrição mais detalhada do LVL1 no que tange à identificação de jatos. No Capítulo 4, os métodos propostos para estimação e identificação de jatos no LVL1 do experimento ATLAS serão descritos. No Capítulo 5, serão mostrados os resultados de estimação e identificação de jatos pelas técnicas utilizadas neste trabalho. Finalmente, no Capítulo 6, serão apresentadas as conclusões e os trabalhos futuros.

2 O CERN E O EXPERIMENTO ATLAS

Neste capítulo, é apresentado o ambiente no qual este projeto se insere.

2.1 CERN E O LHC

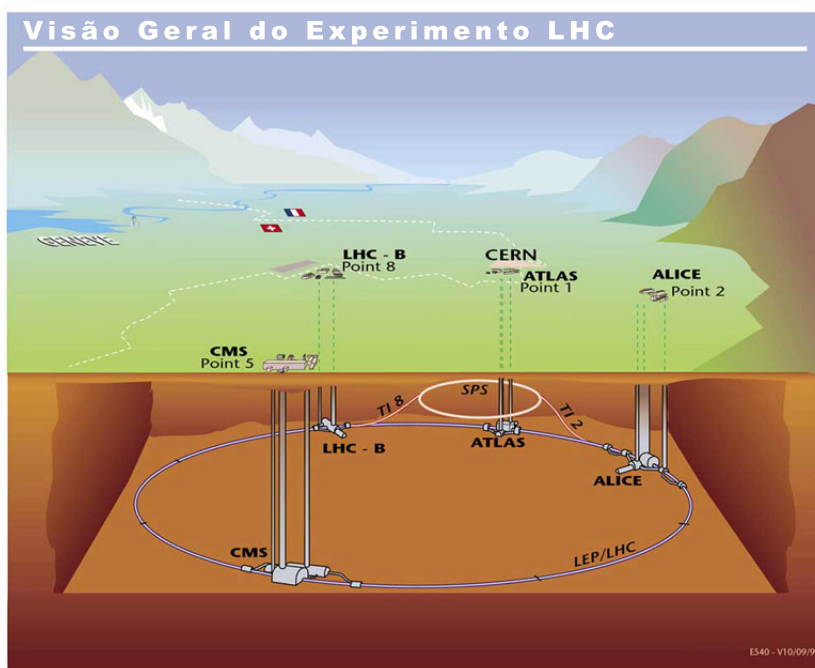


Figura 1: Localização Geográfica do CERN e visão geral do LHC e seus Detectores (The CERN Collaboration, 2012)

O Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire (CERN) é um dos maiores e mais respeitados centros de pesquisa científica do mundo. Localiza-se na fronteira da França com a Suíça, próximo à cidade de Genebra, como mostrado na Figura 1. É composto por 20 países membros e conta com a colaboração de diversos países, entre eles o Brasil.

Seus estudos focam na física fundamental, em descobrir do que o Universo é feito e como ele funciona (The CERN Collaboration, 2012). No CERN está localizado o maior acelerador de partículas do mundo, o LHC.

Aceleradores de partículas (ou colisionadores de partículas) são dispositivos que impulsionam feixes de partículas a velocidades próximas à da luz, fazendo estas atingirem altas energias cinéticas e colidirem umas com as outras. Para isso, partículas eletricamente carregadas são submetidas a pulsos eletromagnéticos no interior de um túnel e são aceleradas através da variação do campo magnético que as envolve.

Como mostrado na Figura 1, o LHC localiza-se dentro de um túnel circular com 27 km de comprimento, 175 m abaixo da superfície e atualmente realiza colisões próton-próton com uma energia de 7 TeV no centro de massa a cada 25 ns (EVANS; BRYANT, 2008; The LHC Collaboration, 2012).

Seis detectores estão colocados nos diversos pontos de colisão ao longo da circunferência do LHC, possibilitando uma visão detalhada das colisões ocorridas. São eles o ATLAS, CMS, ALICE, LHCb, TOTEM e LHCf.

O dois maiores experimentos do LHC são o ATLAS (The ATLAS Collaboration, 2008, 2012b, 2012a, 1994) e o CMS (The CMS Collaboration, 2008) que são detectores de propósito geral construídos para analisar a grande quantidade de partículas produzidas pelas colisões próton-próton no acelerador. Eles possuem como foco principal a busca pelo Bóson de Higgs.

O ALICE e LHCb são experimentos de médio porte e possuem objetivos mais específicos. O ALICE (The ALICE Collaboration, 2008) se dedica à física de colisões nucleares enquanto o LHCb é dedicado ao estudo de violação CP (The LHCb Collaboration, 2008).

O TOTEM e o LHCf são experimentos de pequeno porte dedicados à física (*forward*) de prótons e íons pesados (The TOTEM Collaboration, 2004; The LHCf Collaboration, 2006).

Neste texto, serão focados o A Toroidal LHC AparatuS (ATLAS), alguns de seus sub-detectores que são utilizados no LVL1 e o seu sistema de seleção de eventos.

2.2 O DETECTOR ATLAS

O ATLAS é um experimento de propósito geral para detecção de colisões de partículas no LHC. A colaboração no experimento ATLAS envolve 34 países, 150 universidades e laboratórios, com cerca de 2.000 físicos e engenheiros, sendo que 700 de estados não-membros. O projeto do detector foi otimizado para estudar a maior quantidade possível de fenômenos físicos passíveis de serem gerados em colisões no LHC (EVANS; BRYANT,

2008; The LHC Collaboration, 2012).

O detector tem formato cilíndrico e foi projetado para cobrir um ângulo sólido próximo a 4π , ao redor da região de colisão das partículas. Além dos Magnetos, que auxiliam na medida de momento das partículas carregadas, três sub-detectores básicos compõem o ATLAS (em ordem do mais interno para o mais externo): o detector de trajetórias, os calorímetros eletromagnético e hadrônico e o detector de múon, como ilustra a Figura 2. Em dimensões totais, o ATLAS possui 44 m de comprimento, 25 m de altura e pesa aproximadamente 7000 T (The ATLAS Collaboration, 2008, 2012b, 2012a, 1994; FILHO, 2009; The ATLAS Collaboration, 2008)

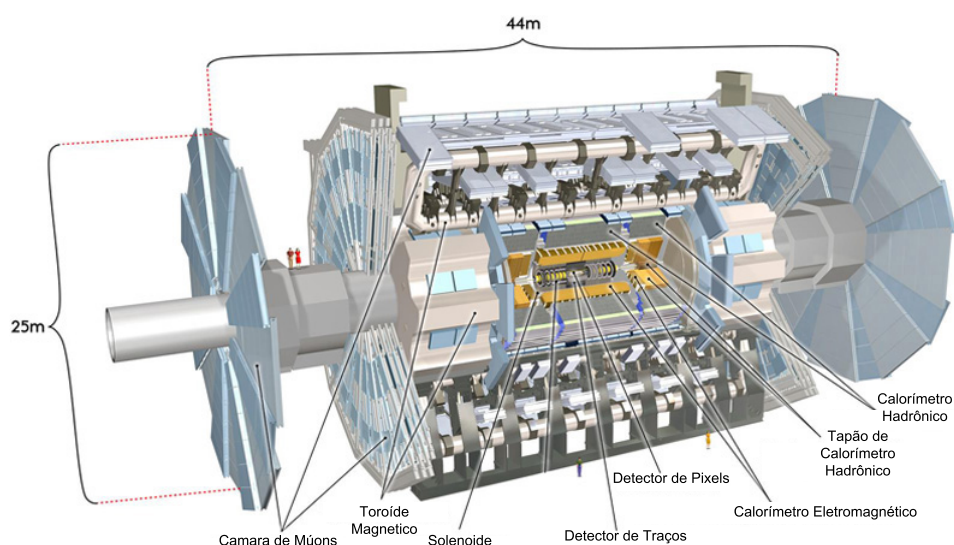


Figura 2: Detector ATLAS e seus Sub-Detectores (The ATLAS Collaboration, 2012a)

O Detector de trajetórias é o primeiro subsistema a interagir com as partículas provenientes da colisão e tem como objetivo a medida do momento e posição do vértice das partículas. Uma grande densidade de traços é medida neste detector, devido ao considerável número de partículas produzidas nas colisões do LHC. O Detector de trajetórias é composto pelo Detector de Pixels (Pixel Detector), o SemiCondutor Tracker (SCT) e o Transition Radiation Tracker (TRT), possuindo uma grande granularidade e estando imerso em um campo magnético de 2 Tesla gerado pelo Solenoide Central (ATLAS Group, 1997a; ROS, 2003a).

Os calorímetros são os próximos detectores a interagirem com as partículas e têm como propósito absorver e medir a energia destas. Um calorímetro é um bloco de matéria que interage com as partículas, fazendo-as decair em outras menos energéticas e mais estáveis. Ao decair, essas partículas liberam energia, medida pelo calorímetro (WIGMANS, 1991). Logo após o detector de traços está localizado o calorímetro eletro-

magnético do ATLAS, chamado de Argônio Líquido devido a sua construção. Já o calorímetro hadrônico envolve o eletromagnético e é constituído por duas tecnologias, na parte mais central o Calorímetro de Telhas (TileCal) e na região mais próxima do feixe e distante do ponto de colisão o HEC (do inglês *Hadronic End Cap*).

Numa camada mais externa encontra-se a Câmara de Múons (ATLAS Group, 1997b; ROS, 2003b). Ela mede a trajetória de uma determinada partícula denominada Múon. Esta partícula não é absorvida por nenhum dos outros sub-detectores mais internos e nem mesmo pela Câmara de Múons.

2.3 O SISTEMA DE CALORIMETRIA DO ATLAS

Os estudos da física acessível no LHC levaram aos seguintes critérios de concepção para o sistema de calorimetria:

- Uma boa calorimetria eletromagnética para identificação e estimação de energia de prótons e elétrons, dentro do intervalo de energia de 7-10 GeV à poucos TeV
- Operar e selecionar eventos a uma luminosidade que excede $10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$
- Tolerante ao nível de radiação acumulada pelo funcionamento de no mínimo 10 anos

Os critérios acima guiaram o desenvolvimento do sistema de calorimetria mostrado na Figura 3 e na Figura 4. O calorímetro abrange uma ampla rapidez $|\eta| < 5$ com cobertura total de azimute. O calorímetro eletromagnético (EM) de Argônio Líquido (LAr) é composto pelo barril e pelas tampas (ENDCAP). O calorímetro EM absorve energia de partículas que interagem de forma eletromagnética (elétrons e fótons) permitindo medidas de alta precisão, tanto em energia, quando em posição.

O calorímetro hadrônico é posicionado envolvendo o calorímetro EM, tendo a espessura necessária para conter grande parte dos jatos de alta energia que serão produzidos no LHC (The ATLAS Collaboration, 1994). O calorímetro hadrônico absorve a energia de partículas que interagem através da interação forte (principalmente hádrons e neutros). No ATLAS, a parte central do calorímetro hadrônico é coberta pelo TileCal enquanto na tampa temos o HEC.

Neste trabalho, serão utilizadas as informações de deposição de energia no LAr e no TileCal, desta forma, estes dois calorímetros serão descritos em maiores detalhes.

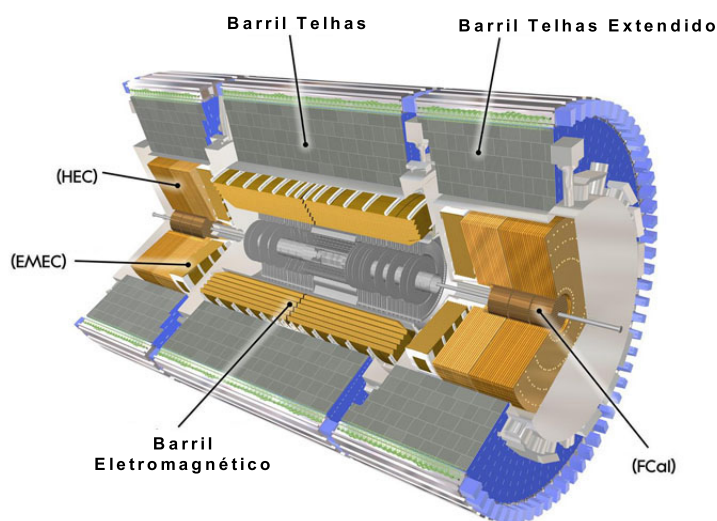


Figura 3: Calorímetro Hadrônico e Calorímetro Eletromagnético (The ATLAS Collaboration, 2012a)

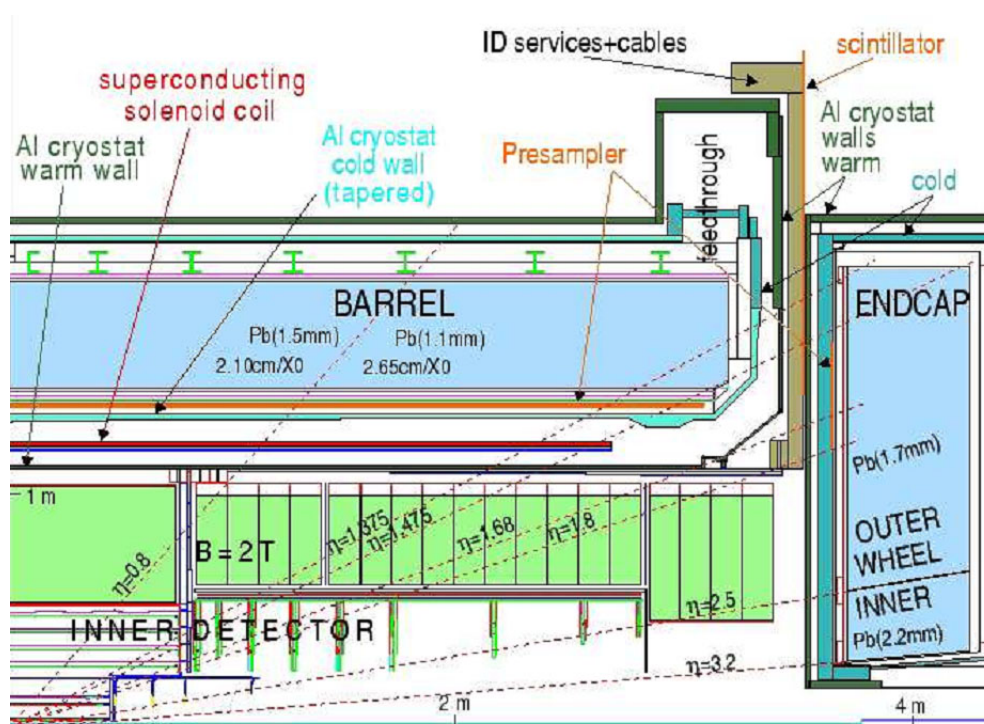


Figura 4: Calorímetro Hadrônico e Calorímetro Eletromagnético com corte transversal. (The ATLAS HLT/DAQ/DCS Group, 2001)

2.3.1 O CALORÍMETRO ELETROMAGNÉTICO DE ARGÔNIO LÍQUIDO

O Calorímetro de Argônio Líquido utiliza eletrodos amostradores em forma de "acordeão" (Figura 5), que se estende por toda calorimetria eletromagnético cobrindo o intervalo pseudo-rapidez $|\eta| < 3.2$. Esta técnica é também utilizada para calorimetria

hadrônica a partir de $|\eta| = 1.4$ até o limite de aceitação $|\eta| = 4.8$ (HEC) (The ATLAS Collaboration, 1996; ARFAOUI, 2010). Isto resulta na disposição global das figuras 3 e 4. O material absorvedor é chumbo. Os eletrodos amostram a energia da partícula através da ionização das células do calorímetro. Este calorímetro necessita de um sistema de resfriamento para a redução do ruído de fundo induzido pelos campos magnéticos e pela eletrônica de detecção (The ATLAS Collaboration, 1996; ARFAOUI, 2010).

Em relação a segmentação, este calorímetro é dividido em três camadas, das quais a segunda é a mais profunda. Cada camada possui granularidade específica, que ajuda a determinar alguns aspectos dos objetos que interagem com este detector. O calorímetro EM do ATLAS possui uma granularidade constante com relação à rotação(eixo ϕ), mas variável com relação a η . Esta diversificação da granularidade ao longo do plano $\eta \times \phi$, pode ser observada na Figura 5.

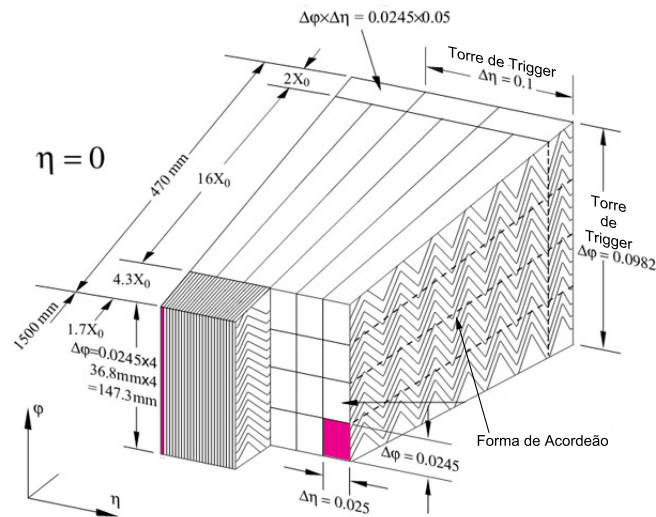


Figura 5: Esboço da estrutura de acordeão do Calorímetro Eletromagnético e sua segmentação

O calorímetro EM também possui um pré-amostrador, utilizado para corrigir a energia perdida por elétrons e fótons antes destes atingirem o calorímetro.

2.3.2 O TILECAL

O TileCal é um calorímetro de amostragem que utiliza o aço como material absorvedor e telhas cintilantes como material ativo (The ATLAS/TileCal Collaboration, 1996; CALKINS, 2011). O princípio de construção do calorímetro é ilustrado na Figura 6.

As telhas são colocados perpendicularmente ao eixo z , ou seja, perpendicular a

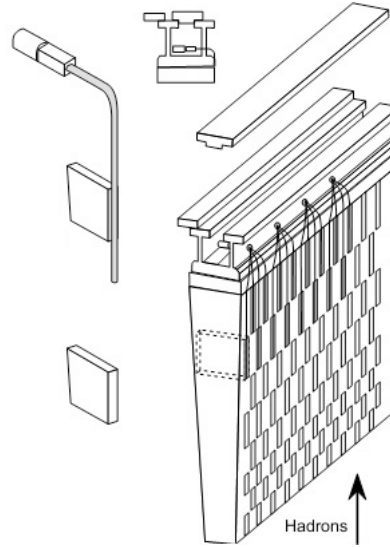


Figura 6: Esboço do princípio do calorímetro de telhas cintilantes. (The ATLAS/TileCal Collaboration, 1996)

feixe de colisão, e escalonadas em profundidade. A estrutura é periódica ao longo z . A luz gerada em ambos os lados das telhas cintilantes são captadas por fibras ópticas que transportam o sinal até um misturador de luz que agrupa o sinal de várias fibras e envia a duas PMT (Fotomultiplicadora) separadas (The ATLAS/TileCal Collaboration, 1996; CALKINS, 2011), formando assim cada célula de leitura com dupla leitura.

O calorímetro hadrônico ou calorímetro de telhas é composto por um barril e dois barris estendidos. Radialmente o calorímetro se estende de um raio interior de 2,28 m ao um raio externo de 4,23 m, como podemos observar na Figura 3. Como pode-se observar, entre o barril e o barril estendido existe uma separação, esta separação é necessária para que haja um espaço por onde os detectores de traços e o calorímetro eletromagnético possam se comunicar com sua eletrônica e serviços.

O Calorímetro de Telhas (TileCal) é segmentado em três camadas, aproximadamente 1,4, 4,0 e 1,8 λ respectivamente, a espessura de interação quando $\eta = 0$. Simultaneamente, o barril e os barris estendidos são divididos em 64 módulos. A segmentação da metade do barril e do barril estendido é mostrada na Figura 7. A granularidade resultante do calorímetro é $\delta\eta \times \delta\phi = 0,1 \times 0,1$ ($0,2 \times 0,1$ na última camada). O número total de canais do Tilecal é aproximadamente 10.000.

A espessura total calorímetro (EM + TileCal) é de 9,2 λ em $\eta = 0$. A quantidade de material em frente do sistema de múons, que inclui a estrutura de suporte do calorímetro telhas, é de 11 λ em $\eta = 0$.

O principal objetivo do calorímetro de telhas é contribuir na reconstrução da energia

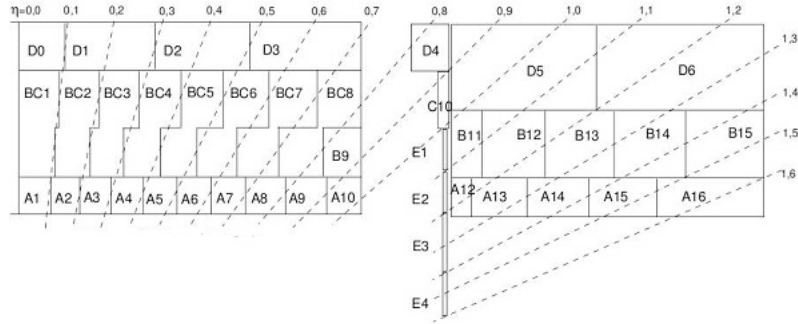


Figura 7: Esboço de metade de um módulo do barril. Os números dentro das células, correspondem a PMT que cada célula está conectada. (FILHO, 2009)

de jatos produzidos pela interação pp (próton-próton) e auxiliar no cálculo do momento transversal faltante (*missing* P_T). Para isso, o TileCal deve ter como característica uma boa resolução em energia em toda a sua dimensão radial, uma boa linearidade para energias variando de alguns GeV até a ordem de 10 TeV e uma excelente uniformidade, tanto na direção transversal quanto na longitudinal (FILHO, 2009).

2.4 O SISTEMA DE SELEÇÃO DE EVENTOS ONLINE E AQUISIÇÃO DE DADOS DO ATLAS

Sistemas de seleção de eventos (filragem) são necessários em ambientes onde se deseja separar o sinal de interesse de sinais ordinários. Geralmente, existem restrições no tempo para este tipo de processamento, pois os sistemas de filragem operam, frequentemente, em ambientes que geram altas taxas de eventos. Eventualmente, os eventos gerados podem requerer uma quantidade de memória elevada, exigindo uma discriminação online de alta velocidade e tornando todo o processo de filragem ainda mais complexo.

O Sistema de filragem e Sistema de Aquisição de Dados (DAQ) do ATLAS é baseado em três níveis de seleção de eventos online (The ATLAS HLT/DAQ/DCS Group, 2001; The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998; LUNDBERG, 2010; ARMSTRONG et al., 2004), onde cada um destes, refina as decisões tomadas no nível anterior e, quando necessário, aplica-se critérios de seleção adicionais. A partir de uma taxa de bunch-crossing inicial de 40 MHz, a taxa de eventos selecionados deve ser reduzida para ≈ 100 Hz para o armazenamento permanente (The ATLAS HLT/DAQ/DCS Group, 2001; The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998; LUNDBERG, 2010; ARMSTRONG et al., 2004).

O LVL1 faz uma seleção inicial com base em informações com granularidade reduzida de todos os calorímetros ATLAS (eletromagnético e hadrônico). O primeiro

nível é basicamente implementado em *hardware* de baixa programabilidade, reduzindo a taxa de eventos de entrada de 40 MHz para 100 kHz.

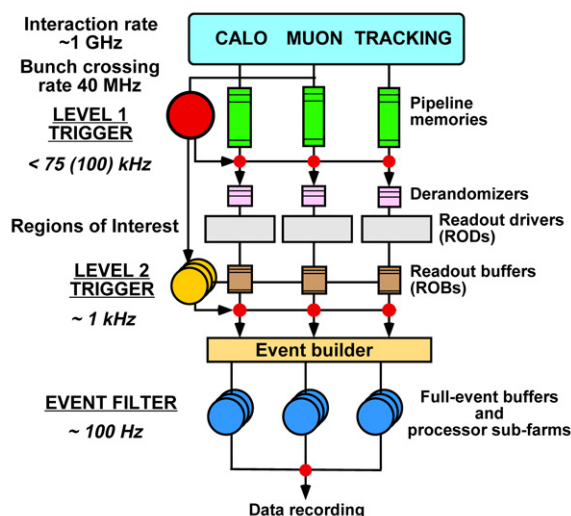


Figura 8: Visão simplificada do Sistema de Trigger/DAQ (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)

O segundo nível de filtragem, utilizando informações dispostas pelo LVL1, as RoIs, deve reduzir a taxa de eventos dos 100 kHz, que lhe será entregue pelo primeiro nível, para não mais que 1.000 eventos por segundo (The ATLAS HLT/DAQ/DCS Group, 2001; The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998; LUNDBERG, 2010; ARMSTRONG et al., 2004). Para isto, conta com uma rede de computadores que processa os algoritmos de busca especializados nos diversos sub-detectores do ATLAS. Esta busca visa encontrar elementos que representem possíveis decaimentos do bóson de Higgs (FILHO, 2009). O terceiro nível é implementado por processadores interligados por redes rápidas, deve reduzir ainda mais a taxa de eventos para até 100 Hz.

O sistema de calorimetria dos ATLAS tem um papel fundamental no sistema de filtragem online. Para uma melhor compreensão do processo de seleção e estimação de eventos no ATLAS, a próxima seção apresenta uma descrição detalhada do primeiro nível de seleção de eventos(LVL1).

2.4.1 LVL1 - PRIMEIRO NÍVEL DE FILTRAGEM ONLINE

Para executar suas rotinas de filtragem, o primeiro nível utiliza somente os calorímetros e os detectores de múons do ATLAS. Ele identifica as assinaturas básicas da física de interesse, baseando sua decisão na multiplicidade de objetos encontrados, que podem ser objetos locais (múons, elétrons e jatos) ou objetos globais (energia faltante

e energia total). Por exemplo, elétrons e jatos são detectados usando-se somente os dados dos calorímetros.

Para isto, o primeiro nível desloca uma janela móvel de $0,2 \times 0,2$ em $\eta \times \phi$ por toda a área do calorímetro. Os valores de energia depositados em cada janela são comparados a um patamar. Quando o valor de energia excede ao valor do patamar, considera-se que um objeto foi encontrado. Uma região do detector é destacada após o centro do objeto ter sido determinado. Esta região é chamada de Região de Interesse (RoI) mostrada na Figura 9.

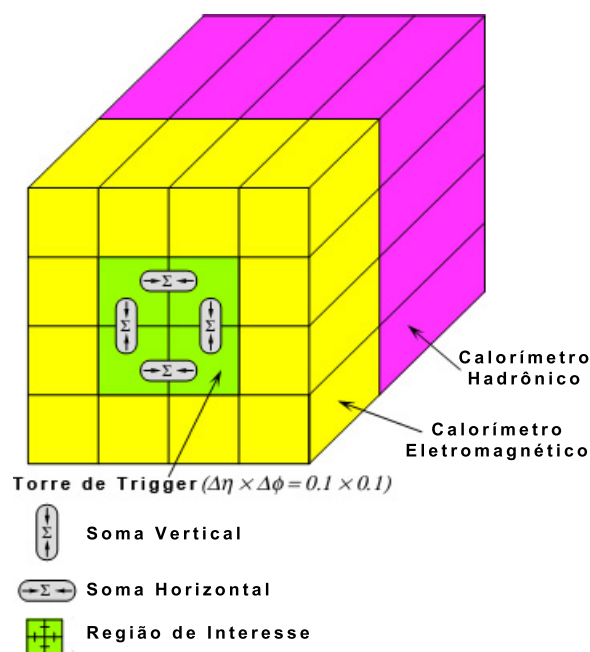


Figura 9: RoI e Torres de Trigger (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)

Para manter uma alta velocidade de processamento, o primeiro nível trabalha em uma granularidade menos fina, em blocos de 0.1×0.1 em $\eta \times \phi$, chamados de Torres de Trigger (Trigger Towers (TT)). No caso do TileCal, tais torres são formadas, somando-se analogicamente os sinais das células pertencentes a uma mesma torre (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998) como mostra a Figura 9.

Um evento é aceito baseando-se na multiplicidade e qualidade dos objetos locais encontrados. Para isto, compara-se a listagem de objetos locais do evento com uma tabela de assinaturas (decaimentos de Higgs). Eventos que se adequam as restrições desta tabela são aceitos e repassados ao segundo nível de filtragem para uma análise mais depurada. Durante o processamento, os dados de todos os detectores são guardados em memórias pipeline. Quando o evento é aceito, os dados são lidos, formatados, opcionalmente pré-calibrados e gravados nos buffers de leitura (Read Out Buffers (ROB))

para serem lidos pelos posteriores níveis de filtragem.

3 IDENTIFICAÇÃO DE JATOS DO PRIMEIRO NÍVEL DE SELEÇÃO DE EVENTOS DO ATLAS

Neste capítulo, serão apresentados resumidamente os objetivos dos principais algoritmos utilizados pelo LVL1 para realizar a seleção de eventos de interesse e enviar as regiões de interesse ao Segundo Nível de Seleção de Eventos (LVL2). O foco principal é o algoritmo de estimação e de identificação de jatos.

3.1 ALGORITMOS DE SELEÇÃO DE EVENTOS

No LVL1, existem três algoritmos principais para seleção de diferentes tipos de eventos que são resultantes das colisões ocorridas no LHC (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998). Para cada algoritmo, existem tarefas específicas que proporcionam as informações necessárias a serem repassadas a seleção de eventos do segundo nível. Os objetivos e requisitos dos principais algoritmos utilizados no LVL1 estão descritos abaixo (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998).

- Seleção de Elétron/Fóton
 - Identificar candidatos a elétrons e fótons utilizando informações da calorimetria;
 - Classificar os candidatos de acordo com a energia transversa E_T ;
 - Fornecer as coordenadas dos candidatos e sua classificação ao LVL2 (Regiões de Interesse Elétron/Fóton);
 - Boa discriminação entre chuviros eletromagnéticos isolados e QCD jets (Processo dominante em High- E_T e o principal background (fonte de ruído) do trigger eletromagnético);
 - Ter uma boa eficiência para elétrons e fótons de $p_T > 10 GeV$ e também para eventos com topologia complexa (múltiplos elétrons/fótons + jatos);
 - Precisão na estimação da localização do candidatos no calorimetro, para minimizar o tamanho da RoI a ser investigada pelo LVL2;

- Não ter ambiguidade na classificação dos candidatos achados;
- Seleção de Hádron/Tau
 - Possibilidade de melhora na eficiência na seleção de eventos com características de decaimentos $Z \rightarrow \tau^+\tau^-$ ou $A \rightarrow \tau^+\tau^-$;
 - Possibilidade de seleção de eventos característicos de decaimentos hadrônicos $W \rightarrow \tau\nu$ e $Z \rightarrow \tau^+\tau^-$ em baixa luminosidade;
 - Existe a possibilidade de seleção de decaimentos hadrônicos para calibração do calorímetro hadrônico através da medida do momento feita pelo sistema de traços;

Também existe um algoritmo especializado na seleção de jatos. Como este algoritmo foi utilizado no trabalho, ele será descrito com mais detalhes a seguir.

3.2 SELEÇÃO DE JATOS

É esperado que a produção de jatos seja o processo dominante no LHC. Diferentemente dos algoritmos de seleção elétron/foton e hadron/tau, cuja função principal é discriminar os eventos entre duas diferentes opções de objeto, o algoritmo de seleção de jatos tem o objetivo de identificar os eventos com base na energia transversa depositada E_T e na multiplicidade dos jatos. Desta forma, é esperado que ocorram problemas na identificação das RoIs para o LVL2, pois existe *background* de várias fontes como o ruído de fundo e o empilhamento de eventos. Assim como os outros algoritmos já citados anteriormente nesse trabalho, o algoritmo de seleção de jatos deve atender alguns requisitos descritos abaixo (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998).

- Seleção de Jatos
 - Identificar candidatos a jatos utilizando informações da calorimetria;
 - Classificar os candidatos de acordo com E_T ;
 - Fornecer as coordenadas do candidatos e sua classificação ao LVL2 (Regiões de Interesse referentes a Jatos);
 - Ter a melhor resolução em energia possível para jatos de altas e baixa energia transversa, ambos em baixa e alta luminosidade;
 - Precisão na estimação da localização dos candidatos no calorímetro para minimizar o tamanho da RoI a ser investigada pelo LVL2;

3.2.1 GRANULARIDADE E O ALGORITMO

O algoritmo de seleção de eventos de jatos é baseado na soma da energia depositada nas torres de trigger do calorímetro eletromagnético e hadrônico(Figura 11) , em janelas de 4×4 de 'elementos de jatos', que tem granularidade de $0,2 \times 0,2$ em $\Delta\eta \times \Delta\phi$ (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998). Este algoritmo tem duas componentes:

- Granularidade $0,4 \times 0,4$, utilizada para identificar as RoIs dos candidatos a jatos;
- Um cluster de elementos de seleção usado para medir a E_T dos jatos. Este cluster pode ter a granularidade de $(0,4 \times 0,4, 0,6 \times 0,6, 0,8 \times 0,8$ em $\Delta\eta \times \Delta\phi$) como demonstrado na Figura 10.

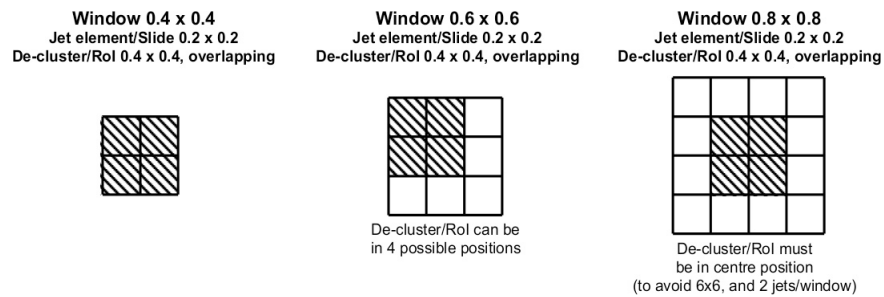


Figura 10: Algoritmo de seleção de jatos baseado no passo de $0,2 \times 0,2$. No algoritmo $0,6 \times 0,6$, a RoI(sombreada) tem que ocupar o canto do cluster. (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)

Para fins de comparação, este trabalho somente utilizou clusters com granularidade $0,8 \times 0,8$ em $\Delta\eta \times \Delta\phi$ para obtenção da E_T dos jatos, como será visto no Capítulo 5.

Existem dois requerimentos para um evento ser dado como encontrado na janela:

- O cluster de RoI deve ser máximo local referente a E_T ;
- O cluster de seleção, referente a E_T , deve ser acima do corte específico da área do cluster.

Uma RoI é gerada para cada candidato a jato passando as condições acima. A informação RoI consiste na localização da região de interesse, sob a forma do η , com índices em ϕ da janela. A coordenada RoI é, portanto, o centro do cluster da RoI (que é o centro da janela algoritmo).

Para o cálculo da energia E_T , que se refere à energia total do evento, é realizada a soma das torres de trigger em $0,8 \times 0,8$. Se a energia E_T for superior a um determinado valor de corte em energia pré estipulado, este evento é identificado como um jato.

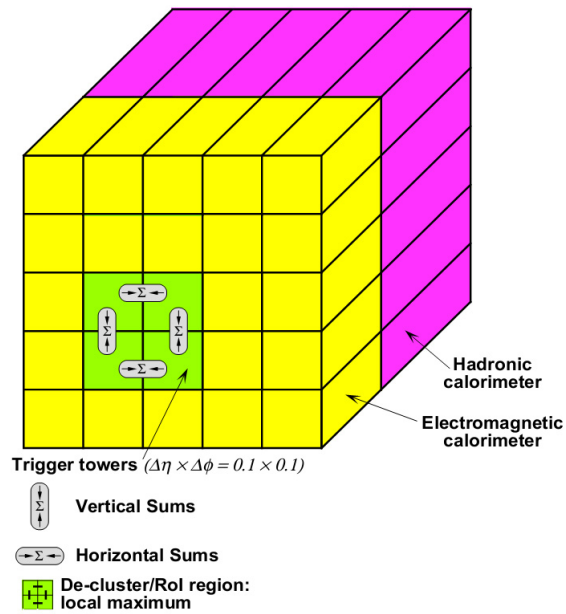


Figura 11: Torre de trigger (Trigger Tower) em $\eta \times \phi$ (The ATLAS Level-1 Trigger Group, 1998)

A Figura 12, apresenta a curva de acionamento de jato (*'turn-on' curve*), curva que ilustra a eficiência na identificação dos jatos. O eixo vertical apresenta a razão entre os jatos que passaram o corte do LVL1 (estimação no primeiro nível) e os jatos que realmente deveriam passar (valor real da energia do jato) para uma dada energia E_T expressa pelo eixo horizontal. Idealmente esta curva deveria ser um degrau no ponto da energia de corte, onde teria-se eficiência total (100%) acima do corte e eficiência zero abaixo do corte.

Devido à informação compactada do primeiro nível (torres de trigger), os algoritmos atuais não têm acesso a informação de profundidade dos calorímetros, isto é, a informação de cada camada separadamente. Além disso, deve-se destacar um dos fatores que afeta negativamente a eficiência dos algoritmos no LVL1 é a resolução de 1 GeV utilizada para representar a energia depositada nas torres de trigger.

Neste trabalho, será avaliado o impacto da utilização da informação de profundidade (granularidade total) do TileCal na identificação de jatos. Adicionalmente, será avaliada a utilização de uma ponderação das torres de trigger visando a redução do efeito de empilhamento de eventos.

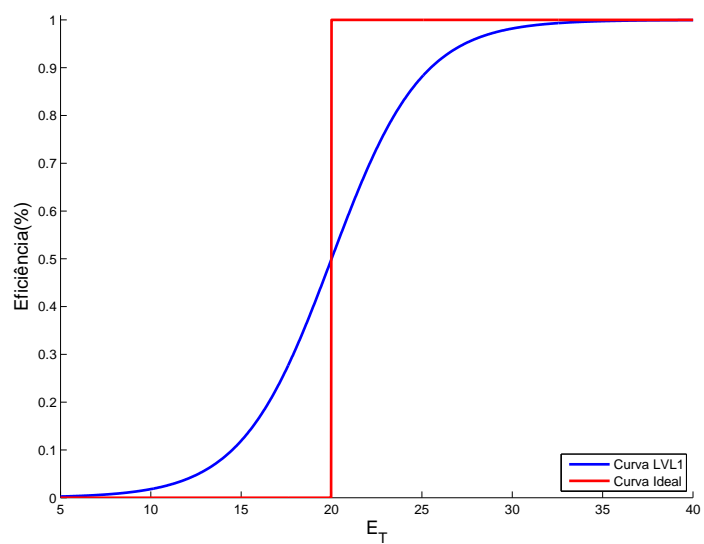


Figura 12: Curva de acionamento ideal em vermelho e a curva do LVL1 atual em azul para um corte em 20 GeV.

4 TÉCNICAS PROPOSTAS PARA MELHORA DE ESTIMAÇÃO DE ENERGIA E IDENTIFICAÇÃO DE JATOS NO LVL1

Neste capítulo, são apresentados os algoritmos propostos para melhora da estimação de energia e identificação de LVL1. Estes algoritmos visam melhorar a eficiência em cenários de empilhamento de eventos e utilizam a informação de profundidade do TileCal para estimação de energia e identificação de Jatos no LVL1. Esta informação de profundidade das torres de trigger poderá ser parcialmente acessível no TileCal já na Fase 0 de atualização do detector e estará totalmente disponível na Fase II.

4.1 ALGORITMO DE PRÉ-SELEÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE EVENTOS

De forma semelhante a metodologia implementada hoje no LVL1, o método proposto neste trabalho percorre os calorímetros em busca das torres de trigger(TT) que possuem deposição relevante de energia. Entretanto, diferentemente da metodologia atual, que realiza essa busca com janelas quadradas, o algoritmo proposto realiza uma busca mais minuciosa, através da análise da deposição de energia em cada TT. Se esta deposição de energia for maior que um dado patamar, no caso utilizou-se o valor de 3 GeV, o algoritmo pré-seleciona aquela TT e marca a mesma com sendo o centro de massa do jato numa determinada RoI. O centro de massa é o local onde ouve maior deposição de energia. Neste passo do algoritmo, as torres selecionadas não correspondem ao centro de massa, elas são apenas as possíveis candidatas a serem o centro de massa de uma determinada RoI.

Assim, passamos para o segundo passo do método proposto, que é analisar os regiões marcadas e analisá-las.

4.1.1 PRÉ-SEMENTE E SEMENTE

Logo após a pré-seleção das torres de trigger, o algoritmo passa por uma segunda filtragem, onde ele verifica se realmente as TT pré-selecionadas são pontos de maior

energia na região ao redor. Para isso, utilizou-se de "janelas" circulares de raio fixo de $dR = 0,4$, sendo dR o valor da distância entre a TT central e as TT ao redor, para selecionar as torres de trigger ao redor da TT pré-selecionada (Figure 13). Após esta seleção, é analisado se as torres de trigger ao redor possuem energia maior que a torre de trigger dada como centro de massa. Se esta suposição for verdadeira, isto é, se qualquer torre de trigger ao redor tiver uma energia superior a torre de trigger central aquela torre de trigger dada como centro de massa é descartada e o algoritmo passa para outra torre de trigger pré-selecionada, caso contrario, a torre central é realmente dada como centro de massa e é marca como Pré-Semente do evento.

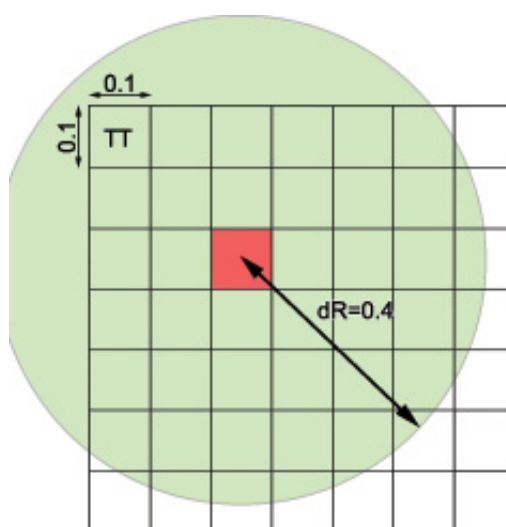


Figura 13: Busca por todo sistema de calorimetria utilizando "janelas" circulares de raio $dR = 0,4$

Como pode-se ver na Figura 13, a Pré-Semente é destacada em vermelho e é o centro da janela circular.

Porém, afirmar que a Pré-Semente é exatamente o centro de massa do evento é falso, necessitando de outros meios para achar o verdadeiro centro de massa de forma a refinar os métodos de estimação de energia apresentados nas seções seguintes. Para isto, analisam-se as torres de trigger que estão adjacentes a Pré-Semente, sendo realizada um ponderação no valor da Pré-semente deslocando-a em direção as torres adjacentes de maior energia(Figura 14). A Pré-semente só seria igual a semente no caso do Jato incidir no calorímetro exatamente no centro de uma torre de trigger, por isto a necessidade de correção.

Na Figura 14, pode-se ver o centro de massa deslocado em direção as torres adjacentes de maior energia. Este novo ponto, é considerado o centro do evento e é chamado de Semente. Ao final, é realizada novamente a seleção das torres de trigger por meio de

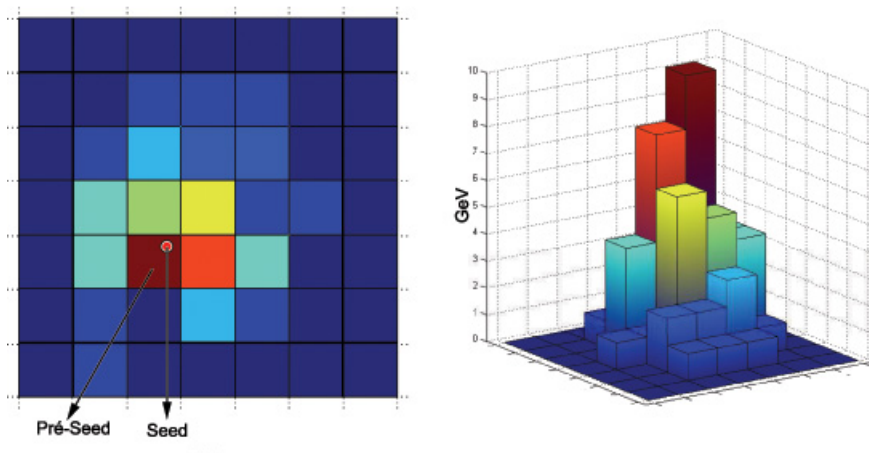


Figura 14: Busca por todo sistema de calorimetria utilizando "janelas" circulares de raio $dR = 0,4$

uma janela circular, mas agora utilizando o Semente como centro do círculo, e assim, pode ser realizada a estimação da energia total do jato.

4.2 ESTIMAÇÃO DE ENERGIA DO EVENTO

Uma vez tendo localizado o evento no calorímetro, a energia do jato deve ser estimada. No método utilizado atualmente, a energia transversa das TTs dos calorímetros eletromagnético e hadrônico pertencentes a RoI são somadas, resultando na estimação da energia do Jato naquela determinada RoI. Neste trabalho, são considerados os seguintes métodos alternativos para estimação da energia do Jato na RoI.

4.2.1 PONDERAÇÃO TRANSVERSAL GAUSSIANA

A ponderação transversal é realizada nas direções η e ϕ . Este tipo de ponderação é sugerida para poder minimizar um efeito conhecido como *Pile-Up* ou empilhamento de eventos. Este efeito é basicamente a interferência entre dois ou mais eventos, isto é, quando um evento ocorre próximo, ao mesmo tempo ou subsequente ao evento que está sendo analisado, pode ocorrer intersecção das RoIs destes eventos. Este efeito pode ser observado na Figura 15.

Como podemos ver na Figura 15, existem dois eventos caracterizados como jatos que tiveram uma deposição próxima um do outro, ocasionando em algumas torres um empilhamento das energias nelas depositadas.

A função densidade de probabilidade da distribuição normal ou gaussiana com

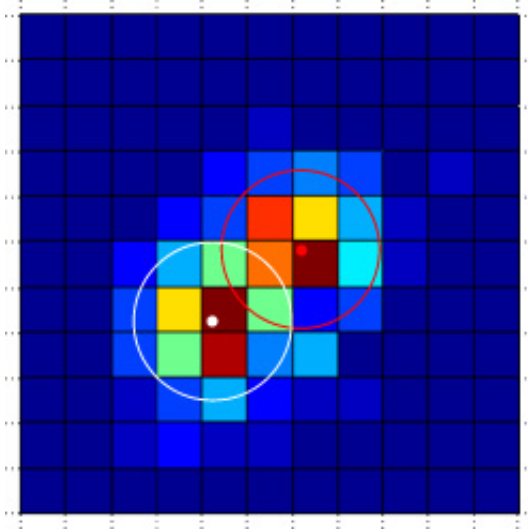


Figura 15: Dois Jatos com deposição próxima, causando o efeito conhecido como Pile-Up

média μ e variância σ^2 é definida como,

$$f(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}, -\infty < x < \infty, \sigma > 0. \quad (4.1)$$

O método aqui proposto utiliza uma janela bidimensional com forma gaussiana para ponderação das torres de trigger(TT), visando a redução do efeito do empilhamento de eventos que deverá ocorrer de forma mais acentuada em TTs próximas as bordas da RoI. Desta forma, temos a janela Gaussiana centrada no centro de massa da RoI e devemos ajustar o parâmetro σ^2 (o mesmo para a η e para ϕ) de forma a atenuar o efeito do empilhamento de eventos. A Figura 16 ilustra a forma da janela, quando $\sigma = 0,4$.

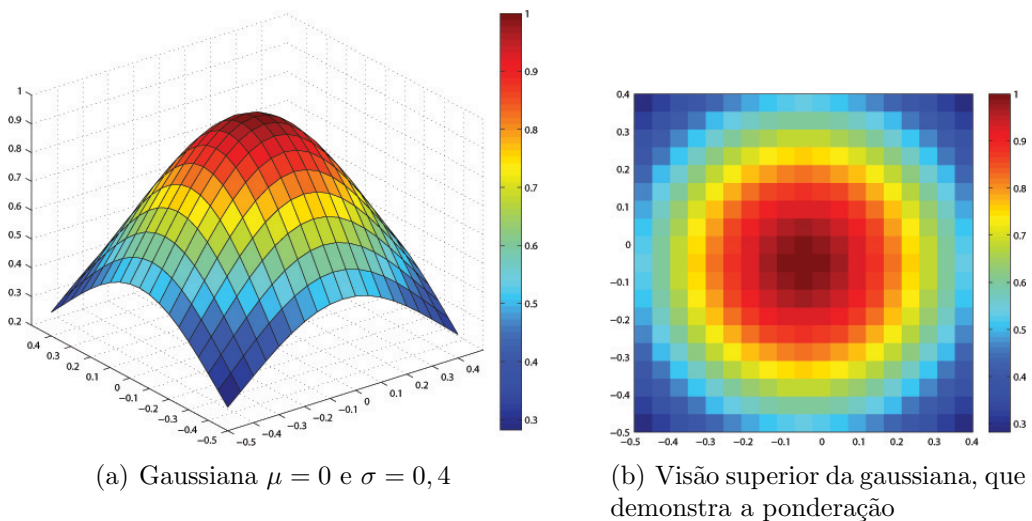


Figura 16: Gaussiana que realiza a ponderação das torres de trigger

Portanto, quanto mais próximo do ponto quente (centro de massa) uma torre de trigger estiver, maior será o valor a qual esta será ponderada (no máximo 1) e quanto mais distante estiver a torre de trigger, menor será o valor a qual esta será ponderada (mínimo 0). A Figura 17 ilustra a intensidade da janela gaussiana posicionada em relação aos calorímetros eletromagnético e hadrônico.

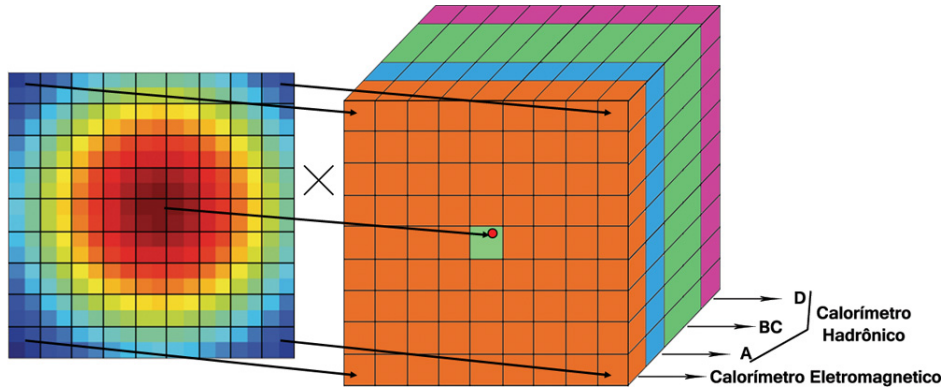


Figura 17: Ponderação Gaussiana

Após a ponderação gaussiana, ocorre a soma das torres de trigger dentro da RoI para a estimação da energia do Jato para um determinado evento.

4.2.2 PONDERAÇÃO LONGITUDINAL

Nesta seção, são apresentadas as técnicas propostas para utilizar uma maior granularidade das torres de trigger do TileCal na estimação da energia dos jatos.

Como visto anteriormente, a estimação de energia é realizada atualmente pela soma da energia depositada nas torres de trigger dos calorímetros eletromagnético e hadrônico, porém estes calorímetros são subdivididos em camadas que estarão disponíveis no LVL1 na Fase II de atualização do experimento. É importante ressaltar que na Fase 0 existe a possibilidade de segmentação parcial das torres de trigger no TileCal.

As técnicas apresentadas nesta seção têm o intuito de combinar a informação das diferentes camadas das torres de trigger do TileCal visando uma melhor estimação da energia dos jatos na RoI. O calorímetro eletromagnético não foi segmentado porque este estudo visa obter informações apenas sobre a segmentação do TileCal.

4.2.2.1 OTIMIZAÇÃO LEAST SQUARE

Supondo variáveis relacionadas através da equação

$$\epsilon^{(i)} = y^{(i)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)}, \quad (4.2)$$

onde $\epsilon^{(i)}$ é um termo de erro que agrega tanto efeitos não modelados como o ruído aleatório. Supondo $\epsilon^{(i)}$ Independente e Identicamente Distribuídas (IID) com distribuição Gaussiana, média zero e variância σ^2 , podemos escrever " $\epsilon^{(i)} \sim N(0, \sigma^2)$.", ou seja, a densidade de probabilidade de $\epsilon^{(i)}$ é dada por

$$p(\epsilon^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\epsilon^{(i)})^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4.3)$$

o que implica em

$$p(y^{(i)}|\mathbf{x}^{(i)}; \mathbf{w}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y^{(i)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.4)$$

A notação " $p(y^{(i)}|\mathbf{x}^{(i)}; \mathbf{w})$ " indica que a densidade de probabilidade de $y^{(i)}$ dado $x^{(i)}$ e parametrizada por w . Pode-se também escrever da densidade de probabilidade de $y^{(i)}$ como $y^{(i)}|\mathbf{x}^{(i)}; \mathbf{w} \sim N(\mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)}, \sigma^2)$.

Dado X , que se refere a matriz que contém todos $\mathbf{x}^{(i)}$ e \mathbf{w} , temos $p(\vec{y}|X; \mathbf{w})$. Esta quantidade é tipicamente vista como função de \vec{y} , para valores fixos de w . Quando quer-se explicitamente demonstrar isto como uma função de \mathbf{w} , então chama-se a função de verossimilhança (likelihood):

$$L(w) = L(\mathbf{w}; X, \vec{y}) = L(\vec{y}; X, \mathbf{w}). \quad (4.5)$$

Pode-se notar que pela independência assumida por $e^{(i)}$, pode-se escrever

$$\begin{aligned} L(\mathbf{w}) &= \prod_{i=1}^m p(y^{(i)}|\mathbf{x}^{(i)}; \mathbf{w}) \\ &= \prod_{i=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y^{(i)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)})^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (4.6)$$

A teoria da máxima verossimilhança diz que se deve escolher \mathbf{w} para maximizar $L(\mathbf{w})$. Ao invés de maximizar $L(\mathbf{w})$, pode-se maximizar qualquer função estritamente crescente de $L(\mathbf{w})$. Em particular, as derivações serão um pouco mais simples se maximizar o log da verossimilhança $L(\mathbf{w})$:

$$\begin{aligned}
l(\mathbf{w}) &= \log L(\mathbf{w}) \\
&= \log \prod_{i=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y^{(i)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)})^2}{2\sigma^2}\right) \\
&= \sum_{i=1}^m \log \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y^{(i)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)})^2}{2\sigma^2}\right) \\
&= m \log \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} - \frac{1}{\sigma^2} \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (y^{(i)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(i)})^2.
\end{aligned} \tag{4.7}$$

Pode-se então reduzir a função custo, para apenas uma operação matricial,

$$\begin{bmatrix} w^1 & w^2 & \dots & w^m \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_m^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^m & x_2^m & \dots & x_m^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \dots y_m \end{bmatrix} \tag{4.8}$$

onde,

$$\mathbf{w}^T = \text{pinv} \left(\begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_m^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^m & x_2^m & \dots & x_m^m \end{bmatrix} \right) \times \begin{bmatrix} y_1 \dots y_m \end{bmatrix} \tag{4.9}$$

Sendo *pinv*, a pseudo-inversa que é a própria resolução do Least Square (ANTON, 2003) e W^T vetor de pesos.

O estimador de Least Square é amplamente utilizado na prática devido a sua facilidade de implementação e por ser ótimo do ponto de vista de minimização do erro médio quadrático (KAY, 1993).

A Equação (4.10) descreve o problema de otimização que queremos resolver utilizando o algoritmo Least Square. Nesta equação, utilizam-se pesos diferentes para cada camada da torre de trigger do TileCal, sendo Em_m a soma da energias das torres do calorímetro eletromagnético e A_m , BC_m e D_m a soma das energias das camadas A, BC e D do calorímetro hadrônico, respectivamente.

No vetor de pesos, pode-se observar que foi utilizado de um parâmetro denominado *bias*, permitindo ao algoritmo de otimização obter a polarização do estimador.

$$\begin{bmatrix} bias & w^1 & w^2 & w^3 & w^4 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ EM_1 & \cdots & EM_m \\ A_1 & \cdots & A_m \\ BC_1 & \cdots & BC_m \\ D_1 & \cdots & D_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_T^1 \cdots E_T^m \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Resultando então na equação

$$E_T = bias + w_1 \times EM + w_2 \times A + w_3 \times BC + w_4 \times D. \quad (4.11)$$

4.2.2.2 OTIMIZAÇÃO NEURAL

Uma *Multilayer Perceptron* ou Perceptron Multicamadas (MLP) é capaz de mapear conjuntos de dados de entrada para um conjunto de saída apropriado. Uma MLP consiste de várias camadas de nós em um grafo direcionado, com cada camada totalmente conectada à próxima. Para cada nó, existe um neurônio (ou elemento de processamento) com uma função de ativação não-linear. Este tipo de rede é uma modificação do perceptron padrão linear, que somente pode classificar os dados que são linearmente separáveis (HAYKIN, 1999).

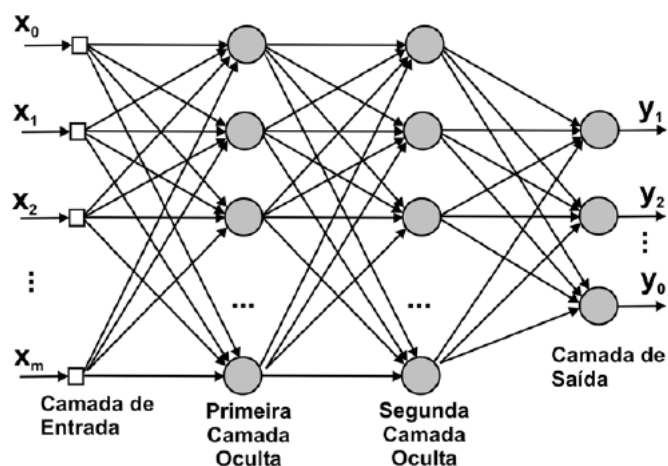


Figura 18: Perceptron Multicamadas

Uma rede MLP pode ser usada como um aproximador universal de função (HAYKIN, 1999). Ela aproxima qualquer função com tanto que haja neurônios suficientes na sua camada oculta. Neste caso, é necessário utilizar nos neurônios da camada escondida funções de ativação não-lineares e na camada de saída uma função linear (Figure 19).

Tento em vista que uma rede neural MLP pode ser usada como um aproximador universal de funções, utilizou-se uma rede MLP para combinar a energia depositada em cada camada do TileCal, visando a estimação da energia do jato na RoI. Desta forma, a rede neural utilizada possui quatro entradas, sendo uma entrada referente a energia depositada no calorímetro eletromagnético, uma referente a energia da primeira camada do TileCal (A), uma referente a segunda camada do TileCal (BC) e uma referente a terceira camada do TileCal (D) (Figura 19).

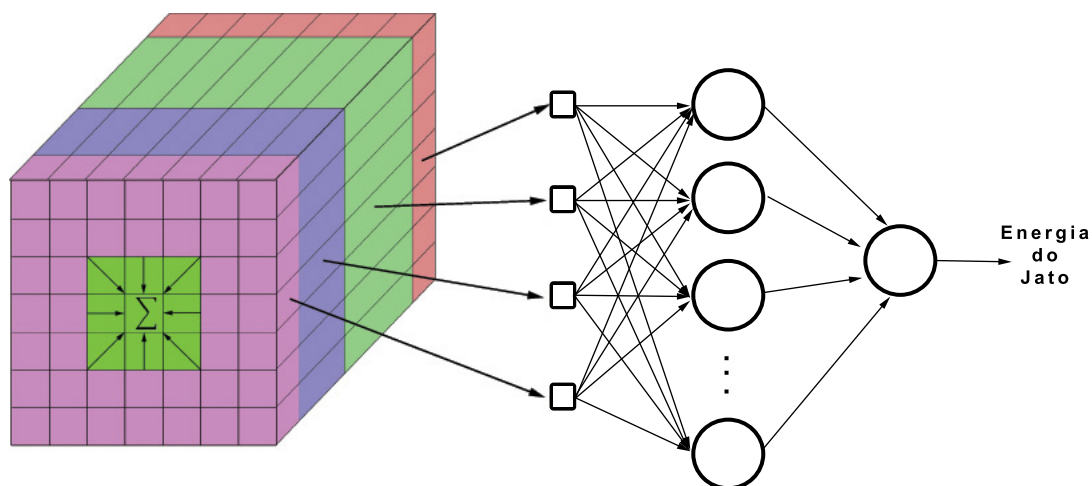


Figura 19: Perceptron Multicamadas aplicado ao problema

5 RESULTADOS

Neste capítulo, os resultados dos métodos propostos para estimação de energia de jatos no LVL1 serão apresentados e comparados com o método utilizado atualmente, utilizando dados de simulação Monte Carlo (GRAHN, 2011) e o *framework* Athena (CALAFIURA et al., 2004). Cinco bancos de dados diferentes foram utilizados, cada um cobrindo uma determinada faixa de energia.

5.1 BANCOS DE DADOS UTILIZADOS

Métodos de Monte Carlo são uma classe de algoritmos computacionais que dependem de amostragem aleatória repetida para calcular seus resultados e são frequentemente utilizados em simulações computacionais de sistemas físicos e matemáticos (GRAHN, 2011).

No CERN, o método de Monte Carlo é utilizado para simular eventos de colisão no ATLAS. Os dados utilizados neste trabalho são resultados das simulações do detector ATLAS para eventos de jatos. Desta forma, todos os eventos nestes bancos são referentes a jatos.

Os cinco banco de dados utilizados neste trabalho são:

- $\bar{t}t$
 - Cada evento $\bar{t}t$ produz dois b-jets juntamente a no mínimo um lépton com alta energia transversa, energia faltante e um jato adicional de alta energia transversa resultante do decaimento hadrônico W-bóson (The ATLAS Collaboration, 2009). Os jatos deste conjunto possuem um amplo espectro de energia, sendo resultado de simulações com luminosidade $2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ o que resulta em uma média de 46 interações visíveis por colisão próton-próton ($\mu = 46$). Este conjunto contém 6632 jatos.
- J1

- Jatos selecionados com energia entre 17 a 35 GeV, para simulações com luminosidade $2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ e $\mu = 46$. Contém 19132 jatos.
- J2
 - Jatos selecionados com energia de 35 a 70 GeV, para simulações com luminosidade $2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ e $\mu = 46$. Contém 36148 jatos.
- J3
 - Jatos selecionados com energia de 70 a 140 GeV, para simulações com luminosidade $2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ e $\mu = 46$. Contém 26482 jatos.
- J4
 - Jatos selecionados com energia de 140 a 280 GeV, para simulações com luminosidade $2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ e $\mu = 46$. Contém 53530 jatos.

Todos os bancos de dados foram divididos em duas partes iguais e independentes, sendo um dos conjuntos utilizado no processo de obtenção dos pesos do LS e da MLP e o outro conjunto utilizado para avaliação do desempenho dos métodos. Os resultados mostrados ao longo deste capítulo foram obtidos utilizando o segundo conjunto.

5.2 NOMENCLATURAS

Neste trabalho, foram utilizadas diversas nomenclaturas para designar os métodos implementados para estimação da energia dos jatos no LVL1. Estas nomenclaturas irão aparecer na legendas dos gráficos para ajudar a compreensão dos mesmos. As nomenclaturas utilizadas são:

- **EM+HAD** - Emulação da estimação realizada pelo LVL1 (resolução infinita¹).
- **L1** - Energia estimada pelo LVL1 (resolução de 1 GeV).
- **EM+HAD - Gaussian** - Emulação do LVL1, com ponderação transversal Gaussiana (resolução infinita).
- **EM+HAD - LS** - Emulação do LVL1 com granularidade total no TileCal utilizando ponderação longitudinal Least Square (resolução infinita).

¹valores representados com 32 bits em ponto flutuante

- **EM+HAD - Gaussian + LS** - Emulação do LVL1 com ponderação transversal Gaussiana e longitudinal Least Square (resolução infinita).
- **EM+HAD - NN** - Emulação do LVL1 com granularidade total no TileCal utilizando uma estimaco Neural (resoluo infinita).
- **EM+HAD - Gaussian + NN** - Emulao do LVL1 com ponderao transversal gaussiana e granularidade total no TileCal utilizando uma estimaco Neural (resoluo infinita).

5.3 AVALIAO DO DESEMPENHO DOS MTODOS

Antes de apresentar os resultados,   importante definir quais sero os crit rios para avaliao dos m todos e comparao dos mesmos.

Deve-se tamb m salientar que, neste trabalho, foi utilizada a energia estimada pelo algoritmo offline do ATLAS como valor real da energia depositada pelo jato no detector, seguindo o padro das an lises realizadas na colaborao ATLAS, uma vez que em colises reais no se tem o valor real da energia do jato. Os algoritmos de reconstruo de energia offline so capazes de estimar a energia dos jatos com erros muito menores do que os algoritmos do sistema de seleo de eventos devido   maior granularidade e complexidade dos algoritmos utilizados.

5.3.1 CORRELAO

Um gr fico de disperso (*scatter plot*) pode sugerir v rios tipos de correlaes entre vari veis. A correlao pode ser positiva (crescente), negativa (queda) ou nulo (no correlacionadas). Um gr fico de disperso   muito  til quando queremos comparar um conjunto de dados de valores estimados com o conjunto de dados com os valores reais. Neste caso, uma linha de identidade, isto  , uma linha de 1:1,   muitas vezes desenhada como uma refer ncia. Quanto mais os dois conjuntos se assemelham (erro pequeno de estimaco), maior ser  a concentrao dos dados na proximidade da linha de identidade (PEEBLES, 2001).

Um dos aspectos mais poderosos de um gr fico de disperso   a sua capacidade para mostrar as relaes no lineares entre as vari veis. Al m disso, se os dados so representados por um modelo simples, este relacionamento ser  evidente visualmente.

5.3.2 ERRO RELATIVO

Tendo posse do conjunto de dados com os valores reais (energia do offline) e o conjunto com os valores estimados, pode-se realizar o cálculo do erro relativo para quantificar a qualidade das técnicas empregadas. A Equação 5.1 expressa o cálculo do erro relativo. Desta forma, é possível observar o histograma desta variável aleatória e utilizar o desvio padrão (PEEBLES, 2001) da variável para comparação dos diferentes métodos de estimação.

$$Erro(\%) = 100 \times \frac{V_t - V_e}{V_t} \quad (5.1)$$

5.3.3 CURVA DE ACIONAMENTO

A eficiência na identificação de jatos no LVL1 é verificada utilizando a *Turn-On Curve* (Curva de Acionamento) como já foi visto no Capítulo 3. Desta forma, esta curva será também utilizada para comparação dos diferentes métodos de estimação utilizados neste trabalho.

A Figura 20 mostra um exemplo de Curva de Acionamento, onde a linha vermelha representa a curva ideal que é um degrau no valor de corte de energia e a linha azul representa a curva obtida.

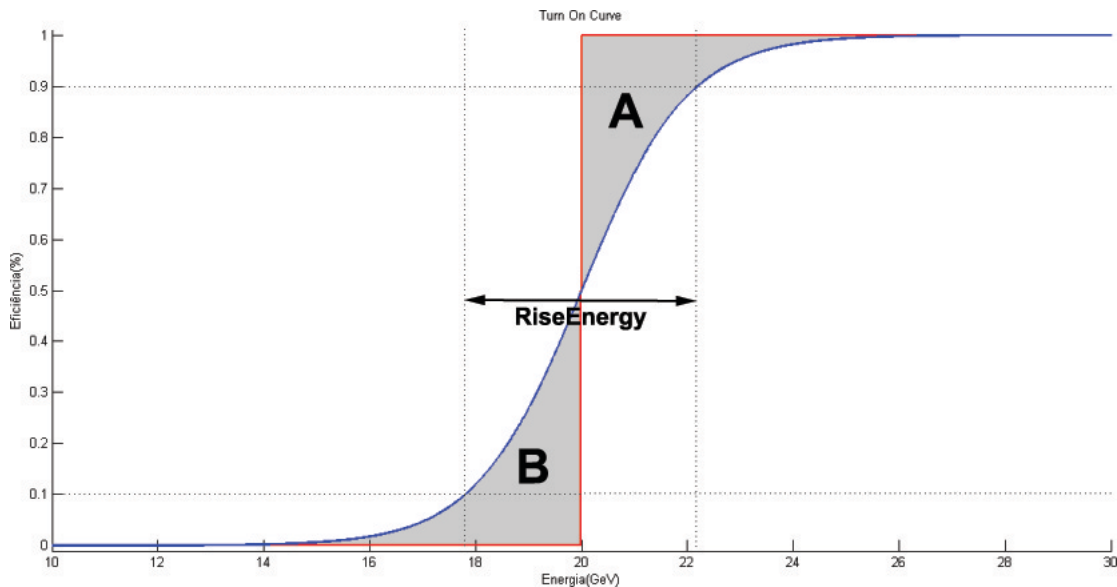


Figura 20: Curva de Acionamento(Turn On Curve)

Com o objetivo de quantificar os resultados destas curvas, utilizamos três parâmetros:

- Energia de subida: é a energia gasta para que a curva saia de 10% a 90% de seu valor final de eficiência. Quanto menor o intervalo de energia melhor será a eficiência do método.
- Área A: na Figura 20, a área está sombreada e marcada com a letra "A". Esta área é proporcional ao erro entre a curva obtida e a curva ideal na região acima do corte.
- Área B: na Figura 20, a área está sombreada e marcada com a letra "B". Esta área é proporcional ao erro entre a curva obtida e a curva ideal na região abaixo do corte.

5.4 PROJETO DA REDE NEURAL

Existem várias abordagens para obtenção do número de neurônios da camada oculta de uma rede neural, entretanto o método mais utilizado é o de validação cruzada (do inglês *cross-validation*) (SETIONO, 2001) com parada antecipada (do inglês *early-stopping*) (PRECHELT, 1998), que foi utilizado neste trabalho.

Neste método, o banco de dados de projeto deve ser dividido em dois conjuntos independentes: um deles é chamado de conjunto de treinamento e o outro passa a se chamar conjunto de teste. Somente o conjunto de treino participa do aprendizado da rede neural enquanto o conjunto de teste é usado para computar o erro no teste.

Uma vez que o desempenho do teste passa a não melhorar com o aumento do número de neurônios da camada oculta (adicionados um a um), é provável que esteja começando a ocorrer *overfitting* no conjunto de dados de treinamento. Portanto, durante este processo, o critério de parada é obtido de modo que, quando o erro do conjunto de teste começa a aumentar, ou de forma equivalente quando o erro do conjunto de treino e o erro do conjunto de teste começam a divergir, é assumido que um valor ótimo de neurônios ocultos foi alcançado.

A rede neural deste trabalho possui quatro entradas, conforme descrito no Capítulo 4, utiliza neurônios com função de ativação tangente hiperbólica na sua camada oculta e um neurônio linear na saída. Utilizando o método descrito acima, foi obtido o número de 1 neurônios na camada oculta como valor ótimo, pois como mostrado pelas figuras 21 e 22, o aumento do número de neurônios não trás uma melhora no valores de Rise Energy e também não a uma diminuição no Erro Relativo. Com isto, podemos concluir que o aumento do número de neurônios é desnecessária devido ao aumento da

complexidade computacional também desnecessário.

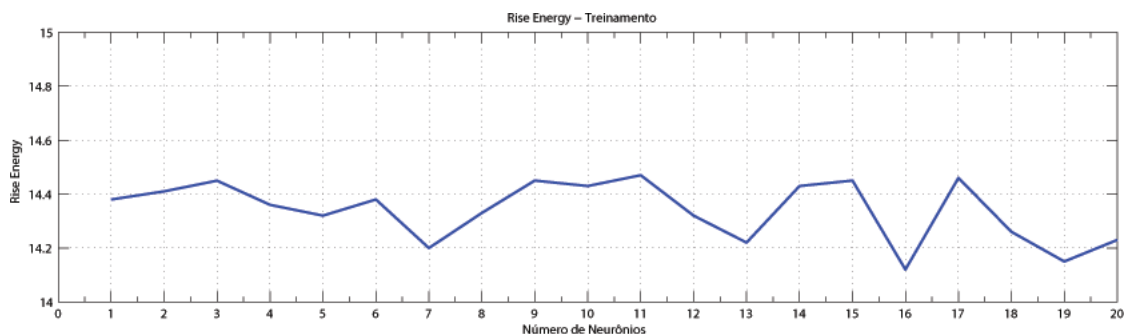


Figura 21: Comparativo do Rise Energy ao aumento do número de neurônios

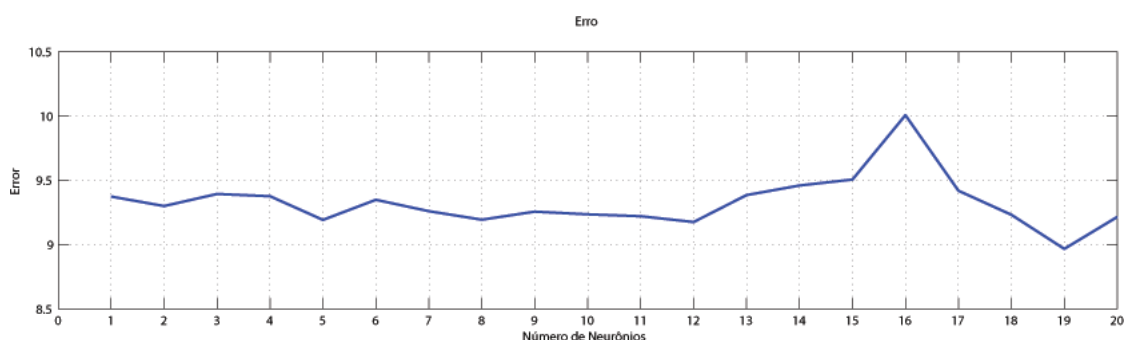


Figura 22: Comparativo do Erro Relativo ao aumento do número de neurônios

O algoritmo de treinamento utilizado para a rede MLP foi o *Levenberg-Marquardt backpropagation* (LEVENBERG, 1944; MARQUARDT, 1963; SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Para parada do treinamento da rede, também foi utilizada a técnica de validação cruzada e parada antecipada, evitando assim a possibilidade de *overtraining*.

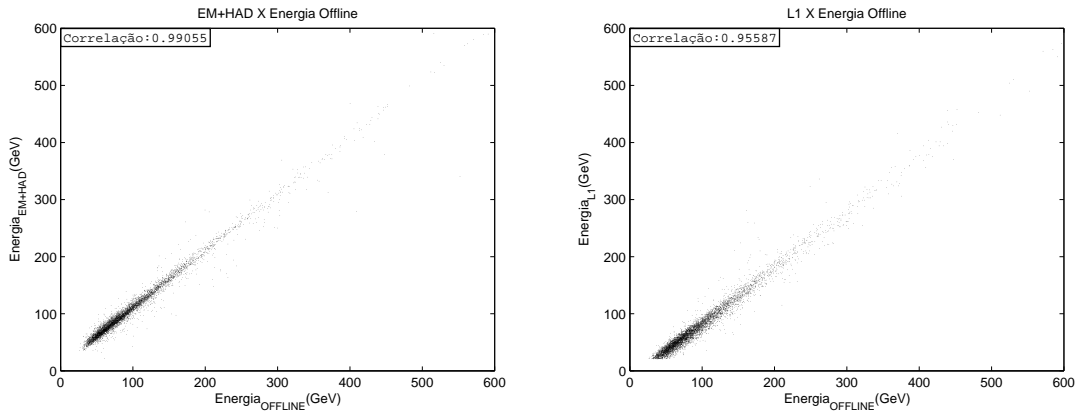
5.5 RESULTADOS \overline{TT}

Nesta seção, são apresentados os resultados da implementação dos algoritmos de janela gaussiana e de utilização da informação de profundidade do TileCal para o conjunto \overline{tt} .

5.5.1 CORRELAÇÃO

A Figura 23(a) apresenta a correlação entre energia estimada pelo método L1 emulado e a energia do offline, enquanto a Figura 23(b) apresenta a correlação entre a energia estimada pelo método L1 atual e a energia do offline. Nas parte superior esquerda das figuras é apresentado o valor do coeficiente de correlação de cada curva. Pode-se observar que ambos os métodos apresentam correlação linear com a estimativa

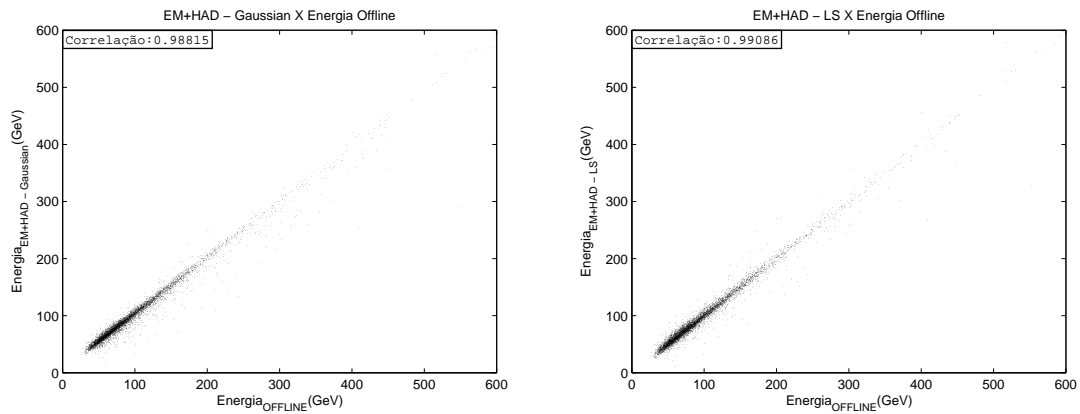
do offline próximas a 1 e também que o L1 emulado apresenta menor dispersão do que o L1 atual. Isto é esperado já que o L1 atual utiliza resolução de 1 GeV enquanto o L1 emulado está com resolução infinita. Aqui é importante ressaltar que os novos métodos propostos neste trabalho devem ser comparados com o L1 emulado e não com o L1 atual, já que o L1 atual sofre com a resolução de 1 GeV.



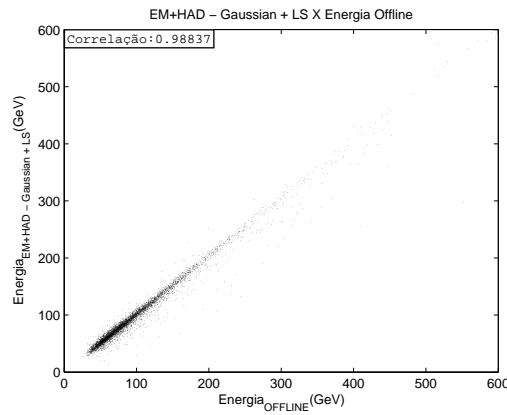
(a) Correlação Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Correlação L1 Atual x Energia Offline

Figura 23: Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados $t\bar{t}$

A correlação com a energia do offline também é feita para os métodos com ponderação transversal (Figura 24(a)), com ponderação longitudinal LS (informação de profundidade) (Figura 24(b)) e com os dois métodos de ponderação (Figura 24(c)). Pode-se observar que a correlação linear é mantida para os três métodos com coeficientes de correlação próximos a unidade.



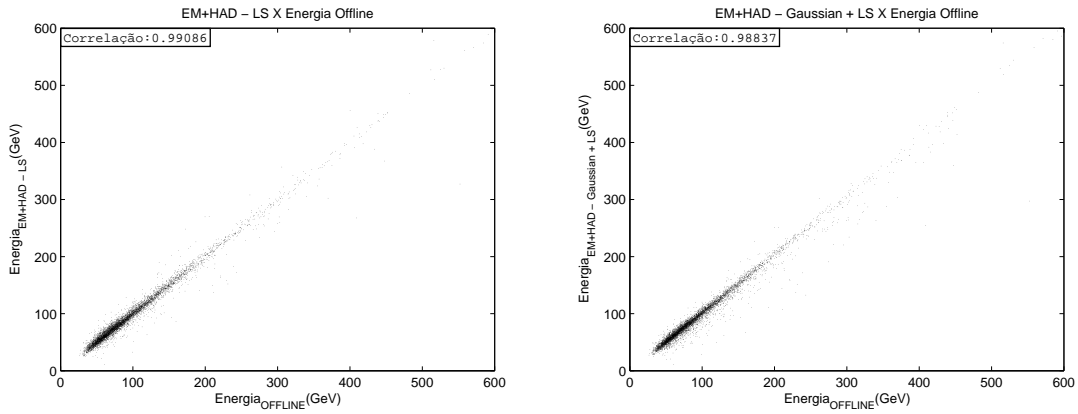
(a) Correlação Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal x Energia Offline



(c) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline

Figura 24: Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados $t\bar{t}$

Na figuras 25(a) e 25(b), temos a correlação para os métodos que utilizam a informação de profundidade através da rede MLP sem ponderação transversal e com ponderação transversal, respectivamente. Novamente o comportamento linear é mantido e o coeficiente de correlação é próximo a unidade.



(a) Correlação Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

Figura 25: Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados $\overline{t\bar{t}}$

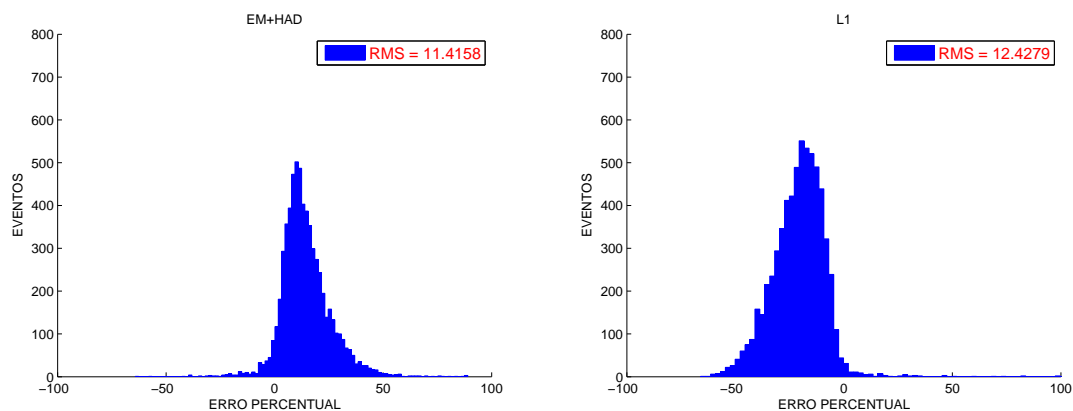
A Tabela 1 apresenta um resumo dos valores do coeficiente de correlação para cada método de estimação de energia utilizado.

EM+HAD	0,99
EM+HAD - Gaussian	0,99
EM+HAD - LS	0,99
EM+HAD - Gaussian + LS	0,99
EM+HAD - NN	0,99
EM+HAD - Gaussian + NN	0,99
L1	0,96

Tabela 1: Coeficiente de correlação para cada método utilizado para o conjunto $\overline{t\bar{t}}$

5.5.2 ERRO RELATIVO

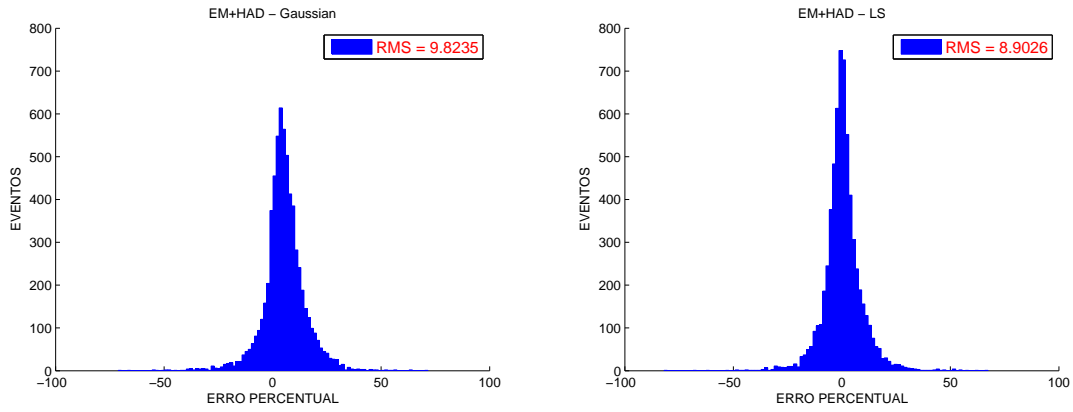
Do ponto de vista de estimação de energia, é importante avaliar o comportamento do erro relativo de estimação quando temos a disposição a energia desejada (energia do offline). Desta forma, as figuras 26(a) 28(a) mostram o erro relativo para o L1 emulado e para o L1 atual, respectivamente. Na parte superior esquerda das figuras, é possível observar o valor do desvio padrão do histograma mostrando que o erro relativo do L1 atual é maior do que o L1 emulado, novamente devido à resolução de 1 GeV.



(a) Erro Relativo Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Erro Relativo L1 Atual x Energia Offline

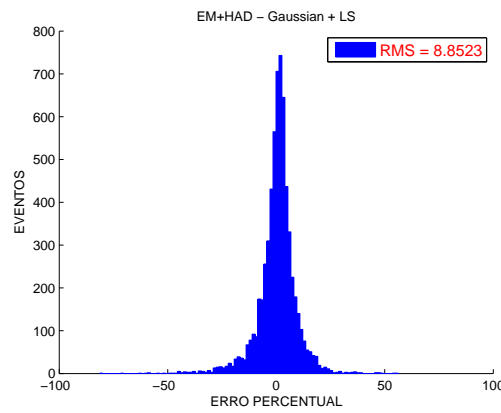
Figura 26: Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto $\bar{t}t$

As figuras 27(a), 27(b) e 27(c) mostram os erros relativos para os métodos de ponderação transversal ($\sigma = 9, 8$), ponderação profundidade LS ($\sigma = 8, 9$) e os dois juntos ($\sigma = 8, 9$). Pode-se perceber pelos histogramas e pelos valores do desvio padrão que a utilização da informação de profundidade do TileCal através da otimização LS reduz o erro de estimação da energia dos jatos.



(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana

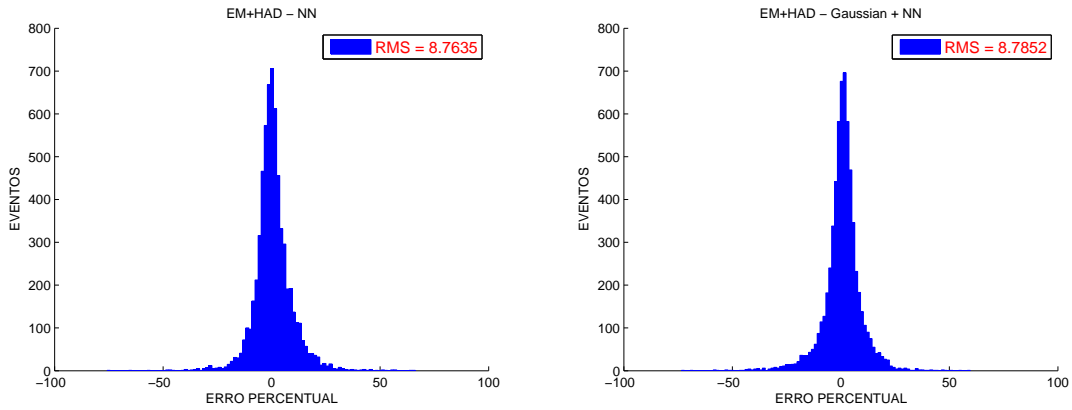
(b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal



(c) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal

Figura 27: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto $\bar{t}\bar{t}$

As figuras e apresentam o erro relativo para o método neural ($\sigma = 8,8$) e para o método com ponderação transversal e de profundidade neural ($\sigma = 8,8$), respectivamente. desta forma, podemos observar que a utilização da informação de profundidade do TileCal combinada de forma linear reduz também o erro de estimação para valores semelhantes aos obtidos pelo método LS.



(a) Erro Relativo Ponderação Longitudinal Neural
 (b) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural

Figura 28: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto $\overline{t\bar{t}}$

EM+HAD	11,4
EM+HAD - Gaussian	9,8
EM+HAD - LS	8,9
EM+HAD - Gaussian + LS	8,8
EM+HAD - NN	8,8
EM+HAD - Gaussian + NN	8,8
L1	12,4

Tabela 2: Desvio padrão do erro relativo para os métodos de estimação utilizados para o conjunto $\overline{t\bar{t}}$.

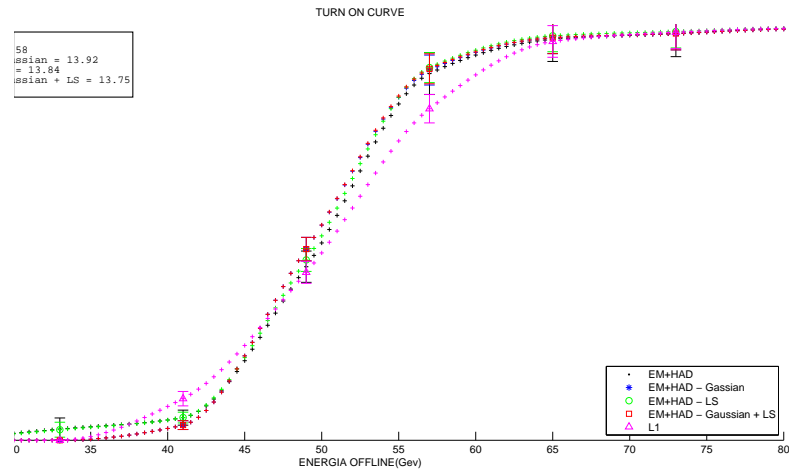
A Tabela 2 apresenta a listagem dos desvios padrão do erro relativo para todos os métodos utilizados no trabalho. Pode-se concluir que a utilização tanto da técnica de otimização linear quanto neural reduzem o erro de estimação no LVL1.

5.5.3 CURVA DE ACIONAMENTO

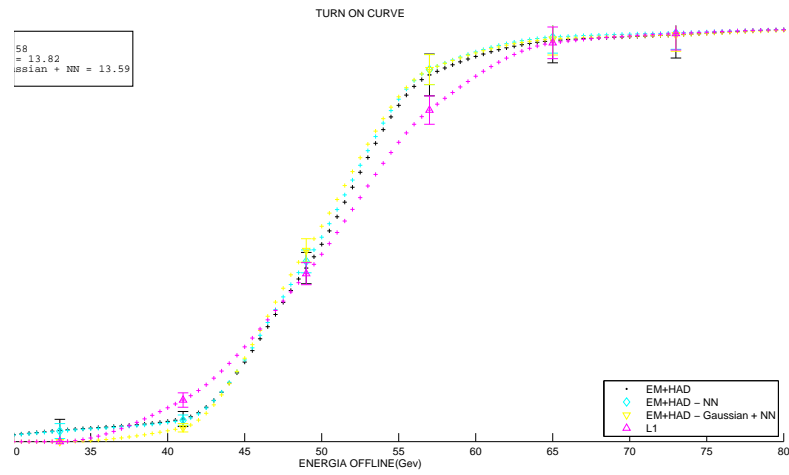
Uma vez verificada a melhora na estimativa da energia dos jatos, é importante avaliar o impacto na curva de acionamento de jatos do LVL1. Nesta seção, as curvas serão alinhadas para uma eficiência de 50 % quando o corte de energia for de 50 GeV (offline).

As curvas de acionamento podem ser vistas nas figuras 29(a) e 29(b), a primeira considerando os métodos de otimização linear e a segunda os métodos neurais. No canto

superior esquerdo das figuras é possível observar o valor da energia de subida, que nos dá uma informação quantitativa sobre as curvas. Considerando os valores de energia de subida do L1 emulado com os métodos propostos, pode-se ver valores muito próximos uns dos outros. Entretanto, olhando o comportamento das curvas, pode-se perceber que quando é utilizada a ponderação gaussiana o comportamento das curvas de eficiência na faixa entre 25 a 42 GeV é melhorado, já que idealmente deveríamos ter 0% dos jatos passando antes do corte de 50 GeV. Este efeito observado nas curvas sem a ponderação Gaussiana é fruto do empilhamento de eventos, já que um dos efeitos do empilhamento é fazer com que um jato de baixa energia tenha sua energia estimada maior do que a real, devido a influência de outro jato na mesma RoI. Finalmente, novamente não temos uma diferença mensurável entre os métodos que utilizam otimização LS e neural, indicando que a utilização da técnica linear é suficiente para o problema.



(a) Comparação de L1 Atual e L1 Emulado com os Métodos EM+HAD - Gaussian, EM+HAD - LS e EM+HAD- Gaussian + LS



(b) Comparação de L1 Atual e L1 Emulado com os Métodos EM+HAD - NN e EM+HAD- Gaussian + NN

Figura 29: Curva de acionamento para dos métodos avaliados neste trabalho para o conjunto $t\bar{t}$

Analisando a Tabela 3, pode-se chegar a conclusão que além de eliminar os efeitos de pile-up os métodos que utilizam a ponderação gaussiana e ponderação longitudinal se saíram melhores, podendo destacar o que utiliza a ponderação neural.

EM+HAD	$14,6 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian	$13,9 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - LS	$13,8 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian + LS	$13,8 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - NN	$13,8 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian + NN	$13,59 \pm 0,1$ GeV
L1	$19,6 \pm 0,1$ GeV

Tabela 3: Tabela da energia de subida utilizando o conjunto $\bar{t}\bar{t}$.

Como informação quantitativa adicional para comparação dos métodos, a Tabela 4 apresenta o valor das áreas A e B das curvas de acionamento para cada método. Novamente, percebe-se que a utilização da informação de profundidade do TileCal não melhora a curva de acionamento. Entretanto, a ponderação transversal Gaussiana resulta em uma pequena melhora da curva, reduzindo a área de 5,2 para 4,9, o que não foi mensurado pela da energia de subida.

	Área B	Área A	Total
EM+HAD	2,5	2,7	5,2
EM+HAD - Gaussian	2,4	2,5	4,9
EM+HAD - LS	2,6	2,4	5,0
EM+HAD - Gaussian + LS	2,4	2,4	4,8
EM+HAD - NN	2,5	2,4	4,9
EM+HAD - Gaussian + NN	2,3	2,5	4,8
L1	2,6	3,5	6,1

Tabela 4: Tabela de comparação das áreas A e B dos métodos com alinhamento utilizando o conjunto $\bar{t}\bar{t}$.

O resultados para os demais bancos de dados serão apresentados resumidamente em tabelas nas próximas seções, entretanto, os gráficos podem ser consultados no Apêndice B. Devido aos jatos dos conjuntos J3 e J4 estarem em faixas de energia mais altas (70 a 140 GeV e 140 a 280 GeV), as curvas de acionamento para estes dois conjuntos não serão apresentadas, por não contribuírem com novidades em relação aos demais conjuntos.

5.6 RESULTADOS J1

Nesta seção, foram comparados os resultados dos métodos propostos, utilizando o conjunto J1.

5.6.1 CORRELAÇÃO

A Tabela 5 apresenta o valor do coeficiente de correlação para todos os métodos utilizados. Novamente percebe-se que todos os métodos apresentam resultados semelhantes. É interessante observar que os valores do coeficiente de correlação são menores do que os do conjunto $t\bar{t}$, o que pode ser explicado pela menor energia dos eventos deste conjunto (10 a 35 GeV). Adicionalmente, o efeito da resolução de 1 GeV no método do LVL1 é acentuado fazendo com que o coeficiente de correlação caia de 0,96 para 0,68.

EM+HAD	0,91
EM+HAD - Gaussian	0,91
EM+HAD - LS	0,91
EM+HAD - Gaussian + LS	0,91
EM+HAD - NN	0,92
EM+HAD - Gaussian + NN	0,91
L1	0,68

Tabela 5: Coeficiente de correlação para cada método utilizando o conjunto J1.

5.6.2 ERRO RELATIVO

Pode-se observar pela Tabela 6 que novamente os métodos que utilizam a ponderação transversal ou a informação de profundidade do TileCal melhoram a estimativa da energia dos jatos no primeiro nível.

EM+HAD	15,7
EM+HAD - Gaussian	13,3
EM+HAD - LS	12,9
EM+HAD - Gaussian + LS	12,8
EM+HAD - NN	12,8
EM+HAD - Gaussian + NN	12,7
L1	16,4

Tabela 6: Desvio padrão dos erros relativos de cada método de estimação utilizando o conjunto J1.

5.6.3 CURVA DE ACIONAMENTO

Nas tabelas 7 e 8 é possível observar um melhora dos métodos em relação ao L1 emulado . Pode-se destacar que os métodos propostos que utilizam ponderação longitudinal e ponderação radial se apresentam melhores valores de Rise-Energy, porém não possuem as menores áreas.

EM+HAD	$10,4 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian	$10,2 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - LS	$10,4 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian + LS	$10,3 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - NN	$10,4 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian + NN	$10,4 \pm 0,1$ GeV
L1	$36,2 \pm 0,1$ GeV

Tabela 7: Energia de subida para cada método utilizando o conjunto J1.

EM+HAD	1,7	1,7	3,4
EM+HAD - Gaussian	1,6	1,7	3,3
EM+HAD - LS	1,7	1,7	3,4
EM+HAD - Gaussian + LS	1,7	1,7	3,4
EM+HAD - NN	1,7	1,7	3,4
EM+HAD - Gaussian + NN	1,7	1,7	3,4
L1	3,3	8,6	11,9

Tabela 8: Comparação das áreas A e B dos métodos utilizando o conjunto J1.

5.7 RESULTADOS J2

5.7.1 CORRELAÇÃO

Pode-se observar pela Tabela 9 que os resultados obtidos são semelhantes aos dos conjuntos $\overline{t\bar{t}}$ e J1. Comparando os valores dos coeficientes de correlação com os obtidos para os conjuntos $\overline{t\bar{t}}$ e J1, verifica-se que para o conjunto J2 o coeficiente de correlação é um pouco acima do J1 e abaixo do $\overline{t\bar{t}}$, devido à faixa de energia deste conjunto (35 a 70 GeV).

EM+HAD	0,93
EM+HAD - Gaussian	0,92
EM+HAD - LS	0,93
EM+HAD - Gaussian + LS	0,92
EM+HAD - NN	0,93
EM+HAD - Gaussian + NN	0,93
L1	0,74

Tabela 9: Coeficiente de correlação dos métodos utilizando o conjunto J2.

5.7.2 ERRO RELATIVO

A Tabela 10 apresenta o desvio padrão dos erros relativos para cada método. Normalmente os métodos propostos reduzem o erro de estimação, principalmente os que utilizam otimização linear ou neural.

EM+HAD	13,6
EM+HAD - Gaussian	11,8
EM+HAD - LS	11,4
EM+HAD - Gaussian + LS	11,4
EM+HAD - NN	11,2
EM+HAD - Gaussian + NN	11,3
L1	15,9

Tabela 10: Desvio padrão dos erros relativos para cada método utilizando o conjunto J2.

5.7.3 CURVA DE ACIONAMENTO

Nas tabelas 11 e 12, pode-se observar os resultados de energia de subida e do cálculo das áreas A e B para os métodos utilizando o conjunto J2, respectivamente. Os resultados se mostram coerentes com os demais banco de dados avaliados.

EM+HAD	$11,0 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian	$10,3 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - LS	$10,9 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian + LS	$10,2 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - NN	$10,8 \pm 0,1$ GeV
EM+HAD - Gaussian + NN	$11,0 \pm 0,1$ GeV
L1	$29,3 \pm 0,1$ GeV

Tabela 11: Energia de subida para os diversos métodos utilizando o conjunto J2.

EM+HAD	1,6	1,9	3,5
EM+HAD - Gaussian	1,6	2,0	3,6
EM+HAD - LS	1,6	1,9	3,5
EM+HAD - Gaussian + LS	1,6	2,0	3,6
EM+HAD - NN	1,5	1,9	3,4
EM+HAD - Gaussian + NN	1,5	2,0	3,5
L1	3,1	6,1	9,2

Tabela 12: Comparação das áreas A e B dos métodos utilizando o conjunto J2.

Verifica-se que os resultados de eficiência dos métodos para o conjunto J2 são melhores do que os resultados obtidos para o conjunto J1, devido a faixa de energia maior dos jatos do conjunto J2. A resolução de energia do calorímetro melhora com o aumento da energia dos jatos.

5.8 RESULTADOS J3

5.8.1 CORRELAÇÃO

Podemos observar pela Tabela 13 que os resultados acompanham os resultados demonstrados para o banco de dados $t\bar{t}$. Como era de se esperar, o coeficiente de correlação dos métodos é melhor do que os obtidos com o conjunto J1 e J2 devido a faixa de energia maior dos jatos do conjunto J3 (70 a 140 GeV).

EM+HAD	0,97
EM+HAD - Gaussian	0,96
EM+HAD - LS	0,97
EM+HAD - Gaussian + LS	0,96
EM+HAD - NN	0,97
EM+HAD - Gaussian + NN	0,96
L1	0,91

Tabela 13: Coeficiente de correlação dos métodos em relação a energia do offline utilizando o conjunto J3.

5.8.2 ERRO RELATIVO

A 14 apresenta o desvio padrão dos erros de estimação de cada método utilizado.

EM+HAD	9,5
EM+HAD - Gaussian	8,7
EM+HAD - LS	8,3
EM+HAD - Gaussian + LS	8,7
EM+HAD - NN	8,3
EM+HAD - Gaussian + NN	8,8
L1	14,0

Tabela 14: Desvio padrão dos erros relativos para cada método utilizando o conjunto J3.

5.9 RESULTADOS J4

5.9.1 CORRELAÇÃO

Podemos observar pela Tabela 15 que os resultados são semelhantes aos obtidos com os demais conjuntos de dados.

EM+HAD	0,98
EM+HAD - Gaussian	0,97
EM+HAD - LS	0,98
EM+HAD - Gaussian + LS	0,97
EM+HAD - NN	0,98
EM+HAD - Gaussian + NN	0,97
L1	0,96

Tabela 15: Coeficiente de correlação dos métodos em relação a energia do offline utilizando o conjunto J4.

5.9.2 ERRO RELATIVO

A Tabela 16 apresenta o desvio padrão do erro de estimação de cada método para o conjunto J4.

EM+HAD	6,7
EM+HAD - Gaussian	6,5
EM+HAD - LS	5,6
EM+HAD - Gaussian + LS	6,6
EM+HAD - NN	5,7
EM+HAD - Gaussian + NN	6,7
L1	9,2

Tabela 16: Desvio padrão dos erros relativos para cada método utilizando o conjunto J4.

6 CONCLUSÕES FINAIS

Dentro do cenário de atualização do LHC para os próximos 10 anos visando o aumento da luminosidade de suas colisões, este trabalho propôs novos métodos para estimação da energia de jatos no primeiro nível do sistema de validação de eventos online. Estes novos métodos visam principalmente a melhora na identificação dos jatos, mesmo em condições de empilhamento de eventos que são mais frequentes em cenários de alta luminosidade.

Visando reduzir a influência do empilhamento de eventos, foi proposta a utilização de uma janela bidimensional para atenuar a energia depositada nas bordas da região de interesse do evento. Os pesos desta janela seguem uma função gaussiana bidimensional centrada no centro de massa do evento. Os resultados mostraram que a utilização desta janela melhora a estimação de energia e melhora ligeiramente a curva de acionamento de jatos.

Na Fase II (2022-2023) de atualização do ATLAS, o primeiro nível de seleção de eventos terá disponível toda a granularidade dos seus calorímetros e já na Fase 0 (2013-2014) seria possível a obtenção de uma granularidade parcial nas torres de trigger do TileCal. Desta forma, este trabalho avaliou a utilização desta informação com maior granularidade do TileCal, propondo a utilização de duas técnicas de otimização para combinação das informações de cada camada do calorímetro na estimação de energia de jatos no primeiro nível de validação de eventos. Uma linear baseada nos mínimos quadrados e outra não-linear baseada numa rede neural MLP. Ambas as técnicas mostraram desempenho semelhantes, melhorando a estimação da energia dos jatos mas sem impactar a curva de acionamento de jatos.

Portanto, os resultados apresentados neste trabalho mostraram que a utilização de uma janela bidimensional para atenuar as energias das torres de trigger nas bordas da região de interesse melhoram o algoritmo de seleção de jatos no primeiro nível em cenários de empilhamento de eventos. Entretanto, a utilização da informação de profundidade do TileCal, apesar de melhorar a estimação de energia do jatos, não

causa impacto na curva de acionamento de jatos. Desta forma, não será necessária a utilização desta informação para seleção de jatos até a Fase II de atualização do LHC, enquanto que meios para implementar já na Fase 0 a janela para atenuação do efeito de borda estarão sendo estudados pela colaboração.

6.1 PRÓXIMOS PASSOS

Com a disponibilização da granularidade total dos calorímetros do ATLAS já no primeiro nível de seleção de eventos e o cenário de alta luminosidade previstos para 2022, o estudo de novas técnicas que utilizem esta informação mais detalhada dos calorímetros para realizar as diferentes tarefas de filtragem do primeiro nível é um campo fértil de pesquisas nas áreas de processamento de sinais e reconhecimento de padrões.

Uma continuidade natural deste trabalho seria avaliar o impacto do acesso à informação de profundidade das torres de trigger também no calorímetro eletromagnético para seleção de jatos. Adicionalmente, estes estudos poderiam se estender também para outras tarefas do primeiro nível de seleção de eventos como para classificação entre elétron/jato.

Outro estudo importante a ser feito está relacionado ao desenvolvimento de técnicas que sejam mais robustas ao problema de empilhamento de eventos. A janela gaussiana mostrou ganhos em cenários com empilhamento de eventos, entretanto, estudos sobre a obtenção da janela ótima devem ser realizados.

Finalmente, o acesso a informação de profundidade do TileCal, principalmente a sua camada mais externa, pode ajudar a identificação de múons pelo primeiro nível de validação de eventos. Desta forma, estudos sobre a utilização desta informação devem ser realizados tanto para sua possível utilização já na Fase 0 de atualização (sinal analógico disponível), quanto para sua utilização na Fase II (sinal digital disponível).

REFERÊNCIAS

- ANTON, R. B. H. A. *Algebra Linear Contemporânea*. : Bookman, 2003. ISBN 0471163627.
- ARFAOUI, S. Performance of the atlas liquid argon calorimeter. *Nuclear Science Symposium Conference Record (NSS/MIC), 2010 IEEE*, p. 1699 –1702, 30 2010-nov. 6 2010. ISSN 1095-7863.
- ARMSTRONG, S. et al. Implementation and performance of the high level trigger electron and photon selection for the atlas experiment at the lhc. *Nuclear Science Symposium Conference Record, 2004 IEEE*, v. 4, p. 2038 – 2042 Vol. 4, oct. 2004. ISSN 1082-3654.
- ATLAS Group. *Inner Detector Technical Design Report*. CERN/LHCC/97-16, dezembro 1997.
- ATLAS Group. *Muon Spectrometer Technical Design Report*. CERN, dezembro 1997.
- CALAFIURA, P. et al. The athena control framework in production, new developments and lessons learned. *Interlaken 2004 Computing in High Energy Physics and Nuclear Physics*, p. 456 – 458, 2004.
- CALKINS, R. The atlas tile calorimeter performance at the lhc. p. 1–8, june 2011.
- ERIKSSON, D. et al. A prototype for the upgraded readout electronics of tilecal. *Journal of Instrumentation*, v. 7, 2012.
- EVANS, L.; BRYANT, P. Lhc machine. *Journal of Instrumentation*, v. 3, 2008.
- FILHO, L. M. de A. *Detecção e Reconstrução de Raios Cósmicos usando Calorimetria de Altas Energias*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2009.
- GRAHN, K.-J. *Measurement of multijet production in proton proton collisions at 7 TeV center-of-mass energy and hadronic calibration studies with the ATLAS detector at CERN*. Tese (Doutorado) — KTH Engineering Sciences, Stockholm, 2011.
- HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. : Prentice Hall, 1999. ISBN 9780780334946.
- KAY, S. M. *Fundamentals Of Statistical Signal Processing - Estimation Theory*. : Prentice Hall, 1993. ISBN 9788131728994.
- LEVENBERG, K. A method for the solution of certain problems in least-squares. *Quarterly Applied Math.* 2, pp. 164/168, 1944.
- LUNDBERG, J. Performance of the atlas first-level trigger with first lhc data. p. 1 –5, may 2010.

MARQUARDT, D. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal Applied Math.*, Vol. 11, pp. 431/441, 1963.

PEEBLES, P. Z. *Probability, random variables, and random signal principles.* : McGraw Hill, 2001. ISBN 9780073660073.

PRECHELT, L. Early stopping but when, neural networks: Tricks of the trade. *Lecture Notes in Computer Science*, 1524, 1998.

ROS, E. Atlas inner detector. *Nuclear Physics B*, v. 120, p. 235 – 238, 2003.

ROS, E. The muon spectrometer of the atlas experiment. *Nuclear Physics B*, v. 120, p. 337 – 345, 2003.

SETIONO, R. Feedforward neural network construction using cross validation. *Neural Computation*, 13, 2865/2877, 2001.

SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas.* : Artiliber, 2010. ISBN 9788588098534.

The ALICE Collaboration. The alice experiment at the cern lhc. *Journal of Instrumentation*, JINST 3 S08002, 2008.

The ATLAS Collaboration. *ATLAS: technical proposal for a general-purpose pp experiment at the Large Hadron Collider at CERN.* CERN, 1994.

The ATLAS Collaboration. *Liquid Argon Calorimeter Technical Design Report.* CERN, 1996.

The ATLAS Collaboration. The atlas experiment at the cern large hadron collider. *Journal of Instrumentation*, JINST 3 S08003, 2008.

The ATLAS Collaboration. *Calibrating b-tagging using ttbar Events.* CERN, 2009.

The ATLAS Collaboration. *ATLAS Letter of Intenet Phase-I Upgrade.* CERN, 2011.

The ATLAS Collaboration. *LHC Upgrade Plans: Options and Strategy.* CERN, 2011.

The ATLAS Collaboration. *ATLAS Collaboration.* Janeiro 2012. Website: <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/Collaboration/>.

The ATLAS Collaboration. *The ATLAS Experiment.* Janeiro 2012. Website: <http://atlas.ch/>.

The ATLAS HLT/DAQ/DCS Group. *ATLAS High-Level Trigger, Data Acquisition and Controls.* CERN, 2001.

The ATLAS Level-1 Trigger Group. *ATLAS Level-1 Trigger - Technical Design Report.* CERN, 1998.

The ATLAS/TileCal Collaboration. *Tile Calorimeter Technical Design Report.* CERN, 1996.

The CERN Collaboration. *CERN - the European Organization for Nuclear Research.* Janeiro 2012. Website: <http://public.web.cern.ch/public/>.

The CMS Collaboration. The cms experiment at the cern lhc. *Journal of Instrumentation, JINST 3 S08004*, 2008.

The LHC Collaboration. *Informações Gerais e de Divulgação*. Janeiro 2012. Website: <http://lhc-machine-outreach.web.cern.ch/lhc-machine-outreach/>.

The LHCb Collaboration. The lhcb detector at the lhc. *Journal of Instrumentation, JINST 3 S08005*, 2008.

The LHCf Collaboration. *Technical Design Report of the LHCf experiment*. CERN, 2006.

The TOTEM Collaboration. *TOTEM Technical Design Report*. CERN, 2004.

WIGMANS, R. Advances in hadron calorimetry. *Annual Review of Nuclear and Particle Science*, v. 41, n. 1, p. 133–185, 1991.

APÊNDICE A – SISTEMA DE COORDENADAS DO ATLAS

O sistema de coordenadas usados em experimentos com feixes não é o sistema polar. É um sistema adequado ao formato cilíndrico dos detectores dispostos ao redor do ponto de impacto, ou seja, um sistema que acompanha a direção dos feixes de partículas provenientes da colisão. As coordenadas empregadas são η , ϕ e z em contraposição a x , y e z . η e ϕ seguem a uma transformação não-linear de x e y dada por

$$\phi = \arctan \frac{x}{y} \quad (\text{A.1})$$

e

$$\eta = -\log \left(\tan \frac{\phi}{2} \right). \quad (\text{A.2})$$

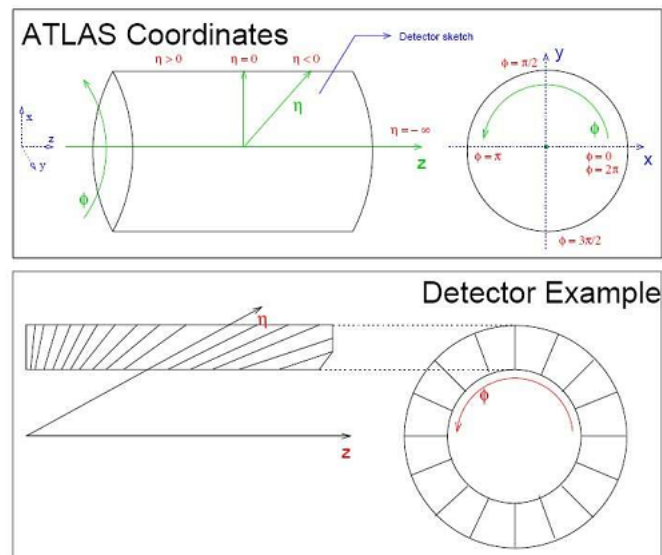


Figura 30: O Sistema de coordenadas do ATLAS

A Figura 30 pode ser explicativa quanto ao sistema. Em sua parte superior, é possível ver um esquema do barril e da tampa de um detector, mostrando como se comportam as coordenadas tomando por referência as coordenadas cartesianas x , y e z

(marcadas em pontilhado). Nota-se que a variável ϕ representa a rotação e a variável η (também chamada de pseudo-rapidez) representa a direção de projeção das partículas, após a colisão.

Os valores dados das variáveis η e ϕ são apenas para referência do leitor. A variável η , como é possível ver no canto direito da parte superior da figura, possui uma região em que dois valores são possíveis: 0 e 2π . Esta área é chamada de região *wrap-around*. Cálculos utilizando esta variável devem atentar para este fato. Os detectores são simétricos, com relação ao eixo ϕ . A construção dos dispositivos é feita em gomos.

Repara-se que quando alcança o eixo z , $\eta = \infty$, isto significa que objetos com valores grandes em η representam colisões onde as partículas do feixe apenas se desviaram, não havendo, usualmente informações interessantes de análise pois representam choques elásticos. É comum utilizar-se detetores com baixa resolução quando $\eta > 3$.

Na parte inferior da Figura 30, é possível ver um exemplo de como um detector genérico é segmentado, acompanhando as coordenadas η e ϕ , tanto para o barril, quanto para uma tampa.

Na Figura 31, podemos ter uma visão geral do sistema de coordenadas em relação ao LHC e a caverna onde o detector ATLAS está localizado.

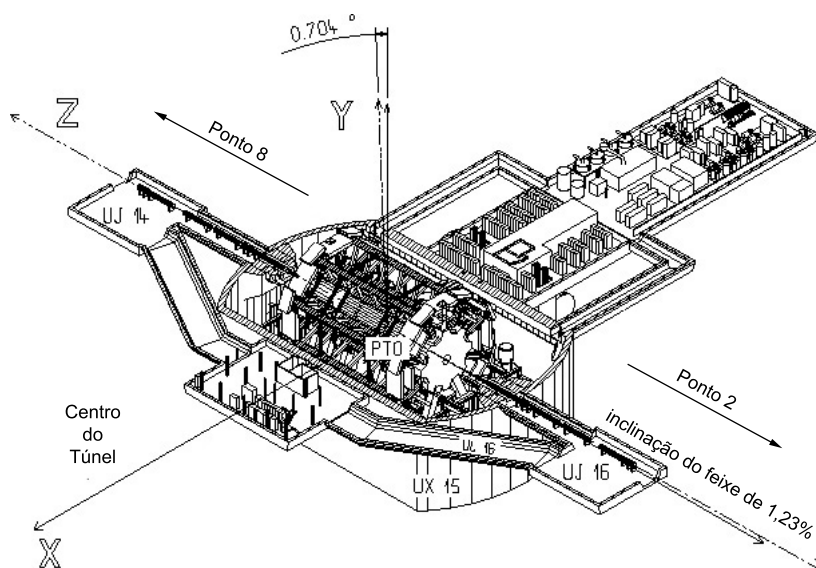
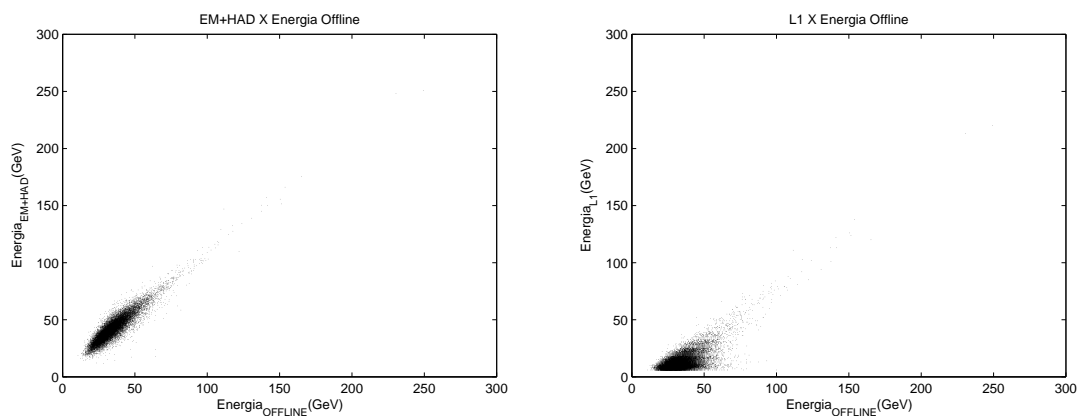


Figura 31: Sistema de Coordenadas do Experimento ATLAS (Visão Geral)

APÊNDICE B - GRÁFICO DOS RESULTADOS

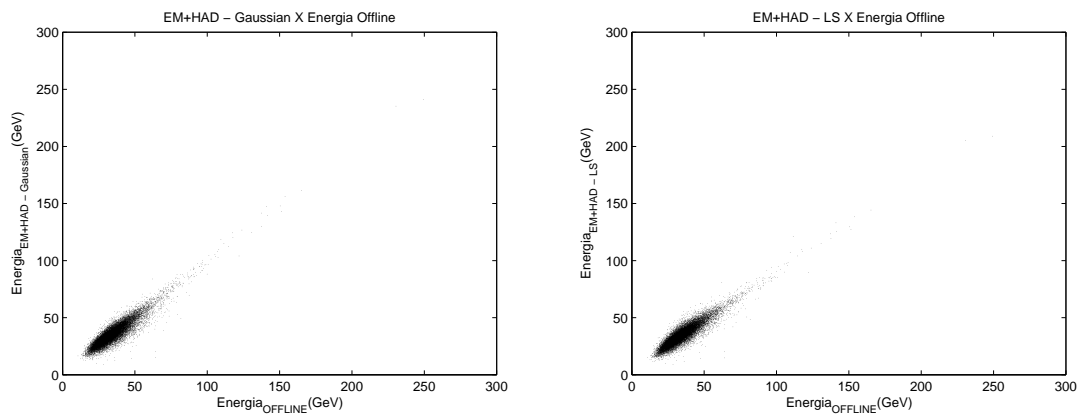
B.1 CONJUNTO J1

B.1.1 CORRELAÇÃO



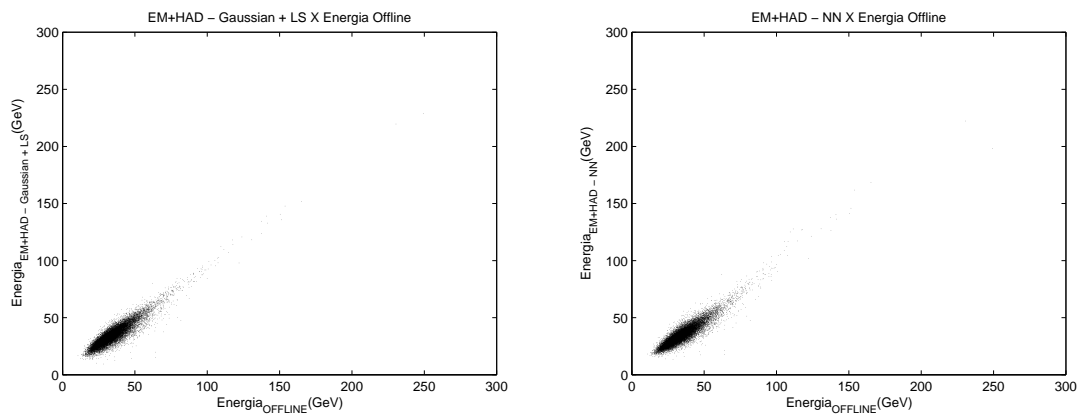
(a) Correlação Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Correlação L1 Atual x Energia Offline

Figura 32: Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J1

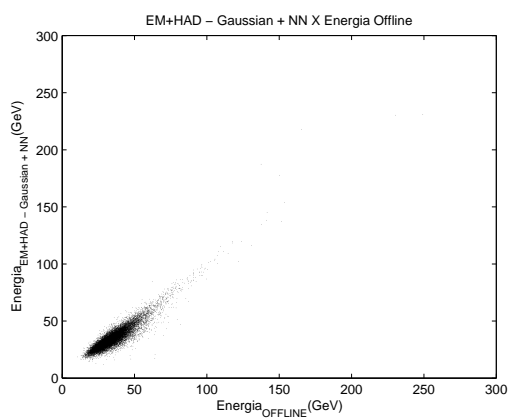


(a) Correlação Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 33: Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J1



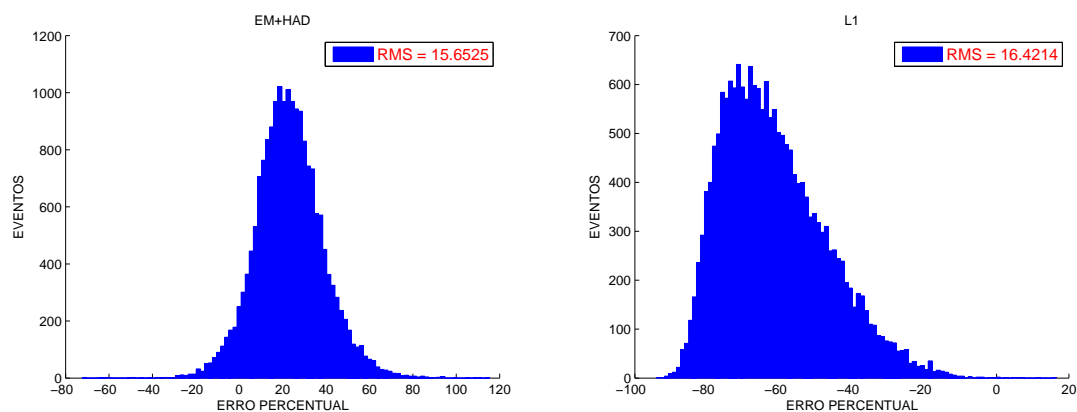
(a) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



(c) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

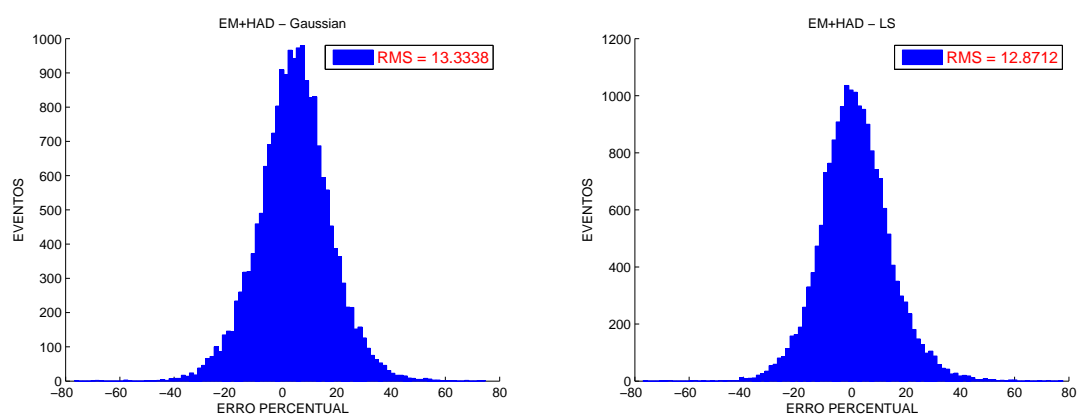
Figura 34: Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J1

B.1.2 ERRO RELATIVO



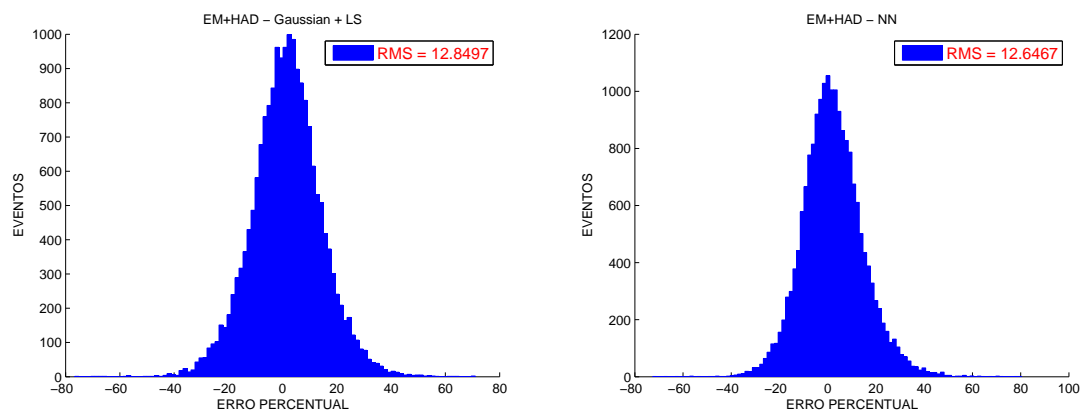
(a) Erro Relativo Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Erro Relativo L1 Atual x Energia Offline

Figura 35: Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J1

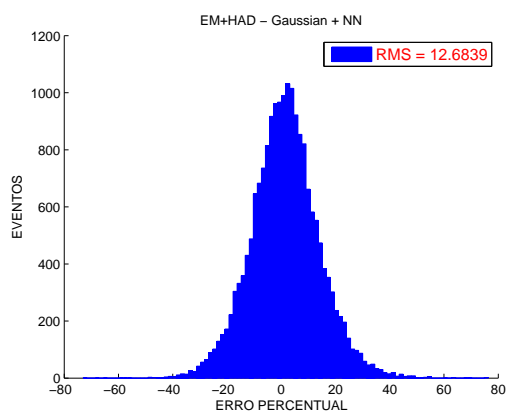


(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 36: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J1



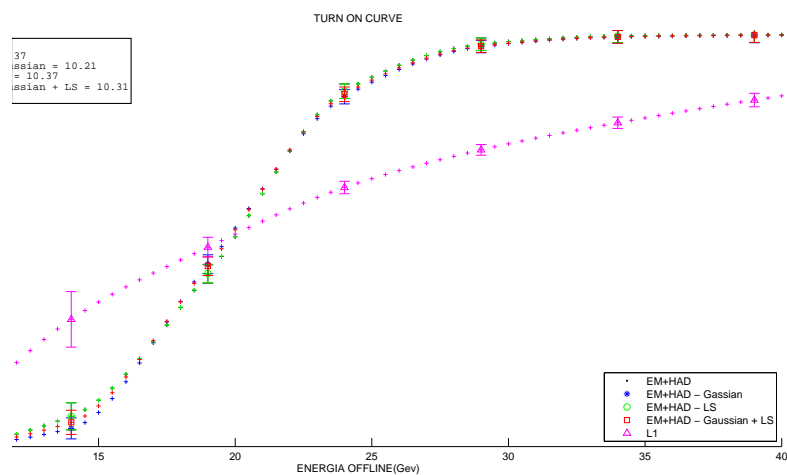
(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



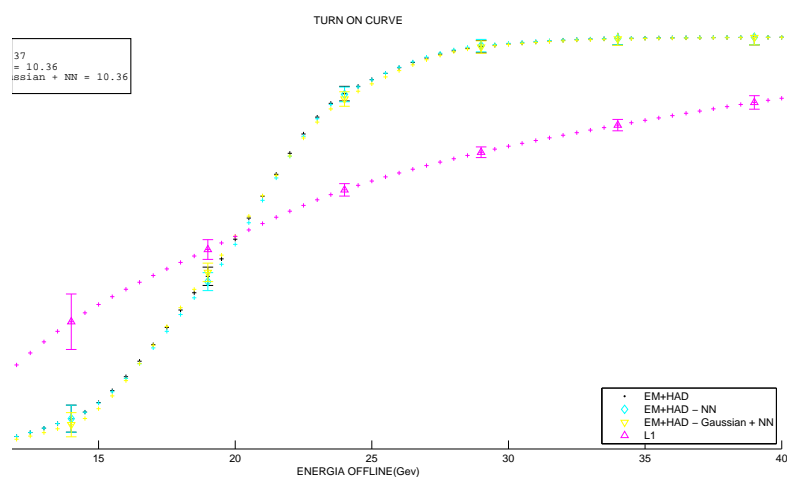
(c) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

Figura 37: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto $\bar{t}t$

B.1.3 CURVA DE ACIONAMENTO



(a) Comparação de L1 Atual e L1 Emulado com os Métodos EM+HAD - Gaussian, EM+HAD - LS e EM+HAD - Gaussian + LS

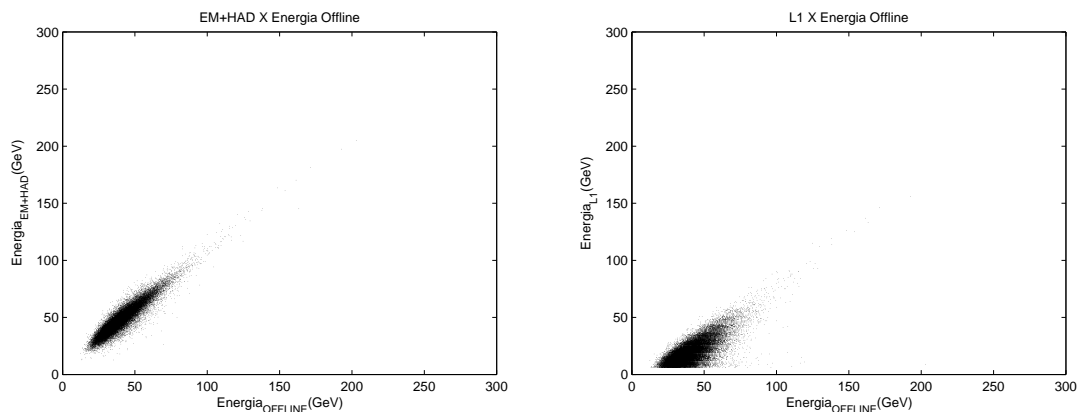


(b) Comparação de L1 Atual e L1 Emulado com os Métodos EM+HAD - NN e EM+HAD - Gaussian + NN

Figura 38: Curva de acionamento para dos métodos avaliados neste trabalho para o conjunto J1

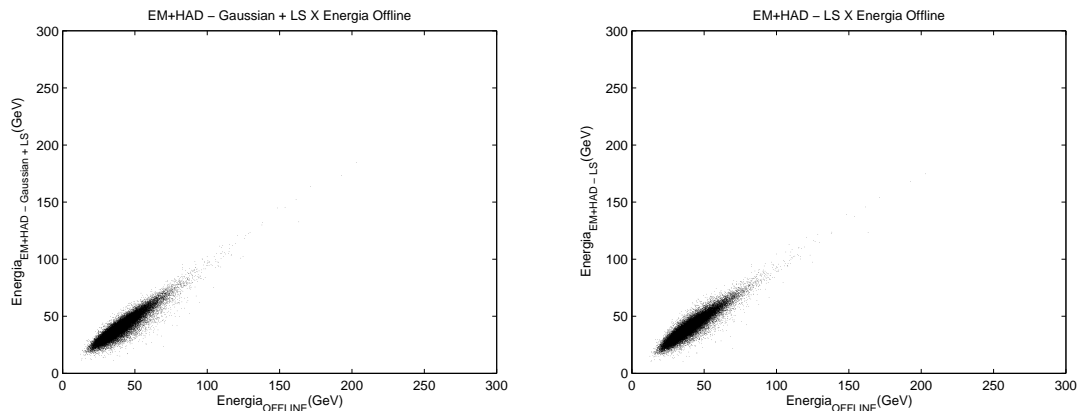
B.2 CONJUNTO J2

B.2.1 CORRELAÇÃO



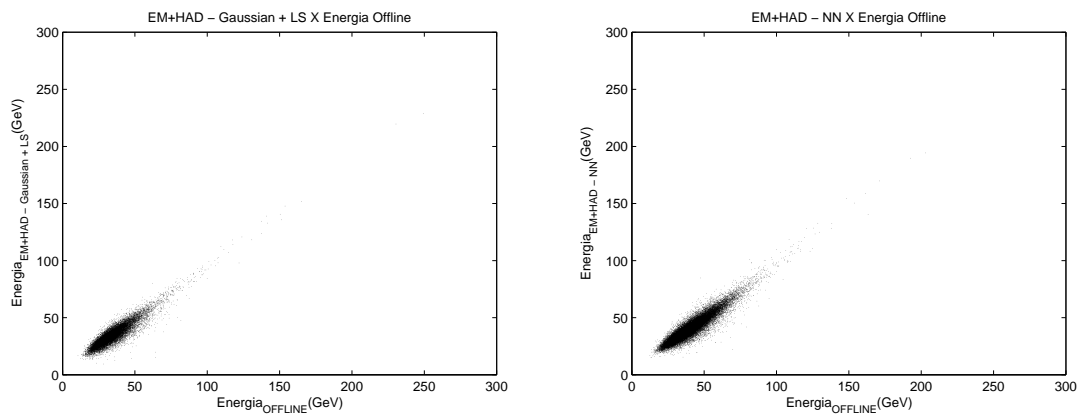
(a) Correlação Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Correlação L1 Atual x Energia Offline

Figura 39: Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J2

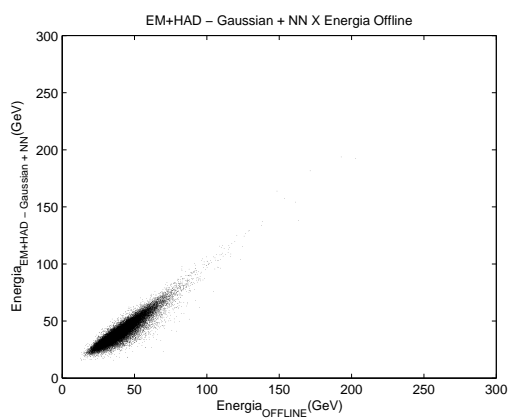


(a) Correlação Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 40: Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J2



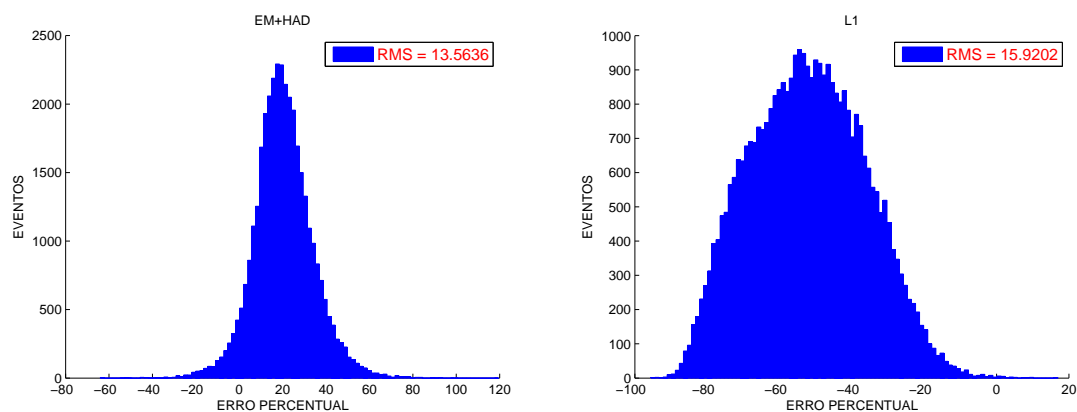
(a) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



(c) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

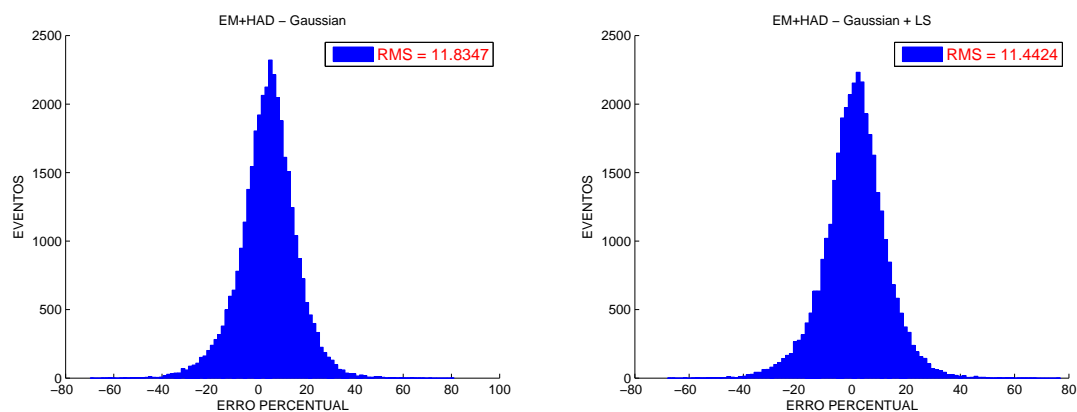
Figura 41: Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J2

B.2.2 ERRO RELATIVO



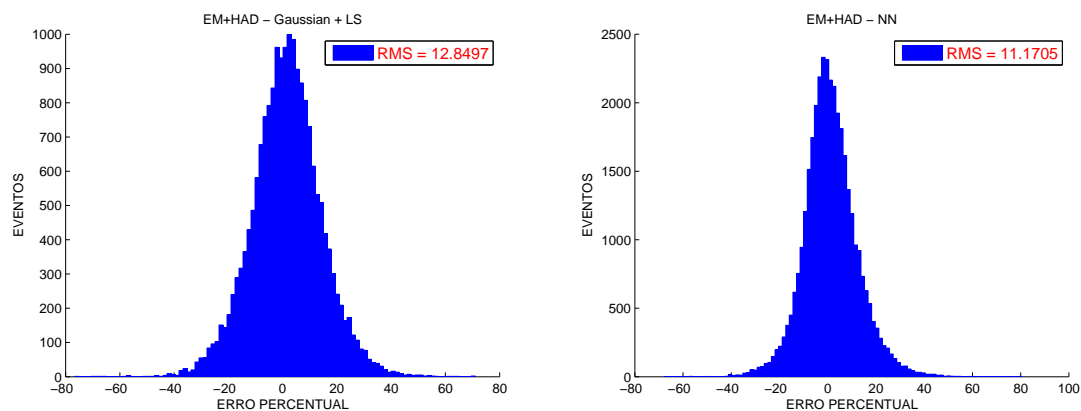
(a) Erro Relativo Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Erro Relativo L1 Atual x Energia Offline

Figura 42: Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J2

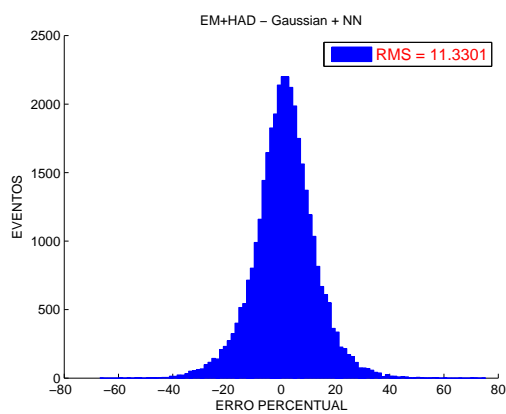


(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 43: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J2



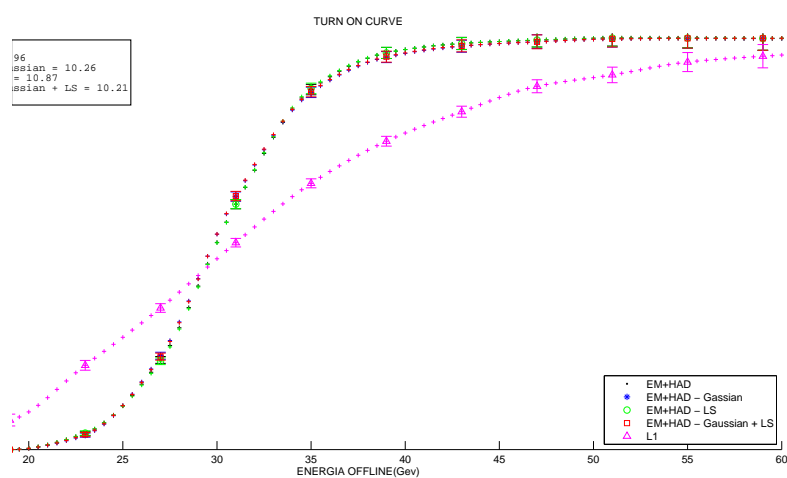
(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



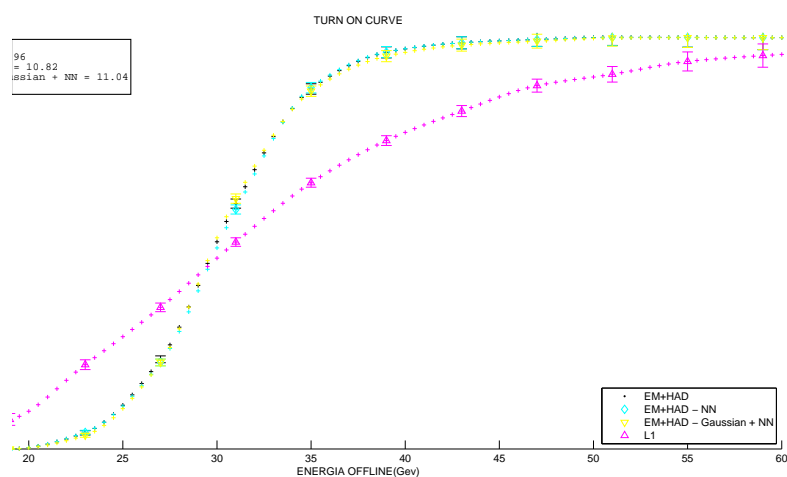
(c) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

Figura 44: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto J2

B.2.3 CURVA DE ACIONAMENTO



(a) Comparação de L1 Atual e L1 Emulado com os Métodos EM+HAD - Gaussian, EM+HAD - LS e EM+HAD - Gaussian + LS

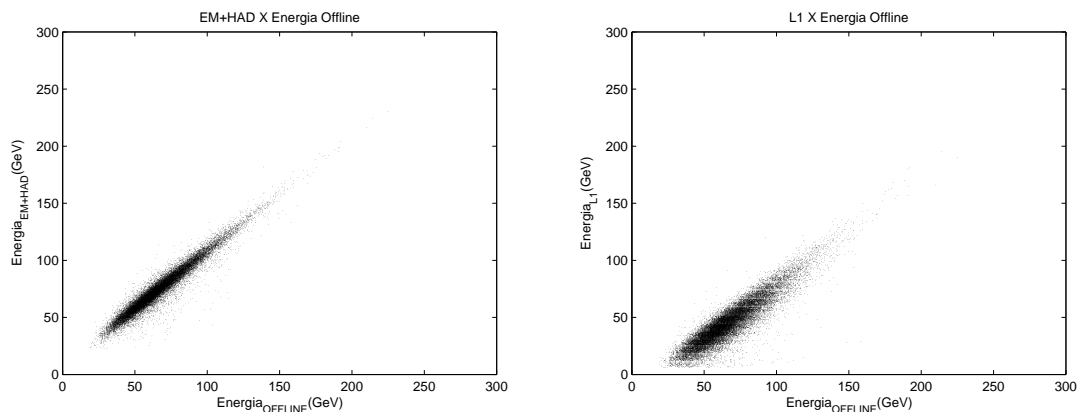


(b) Comparação de L1 Atual e L1 Emulado com os Métodos EM+HAD - NN e EM+HAD - Gaussian + NN

Figura 45: Curva de acionamento para dos métodos avaliados neste trabalho para o conjunto J2

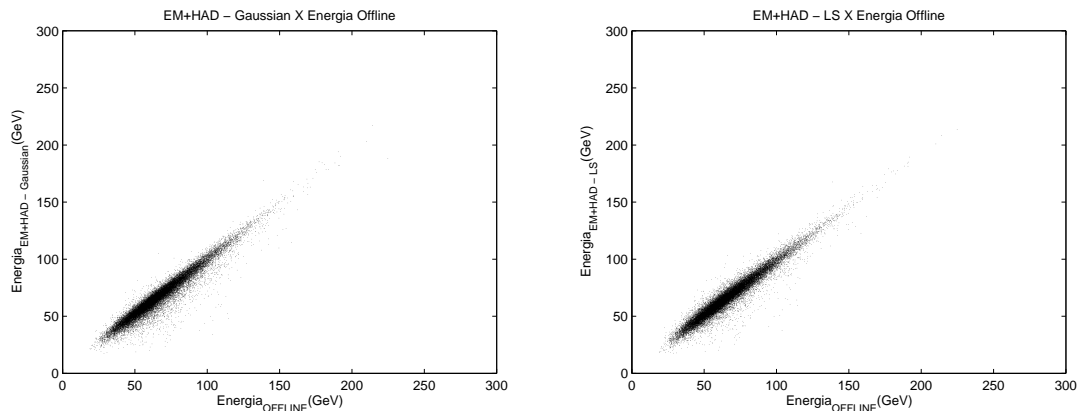
B.3 CONJUNTO J3

B.3.1 CORRELAÇÃO



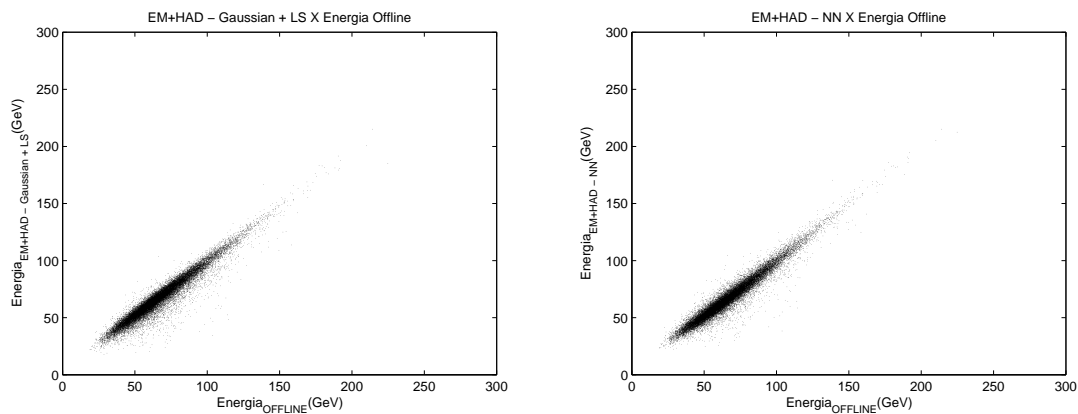
(a) Correlação Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Correlação L1 Atual x Energia Offline

Figura 46: Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J3

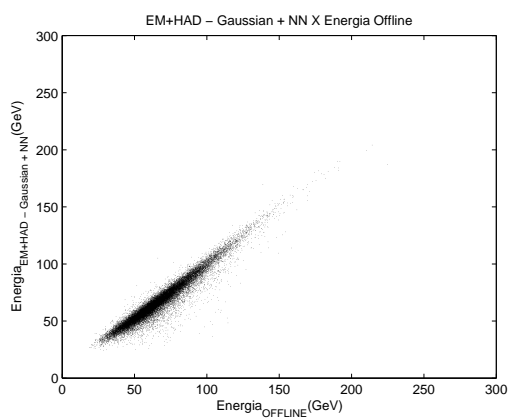


(a) Correlação Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 47: Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J3



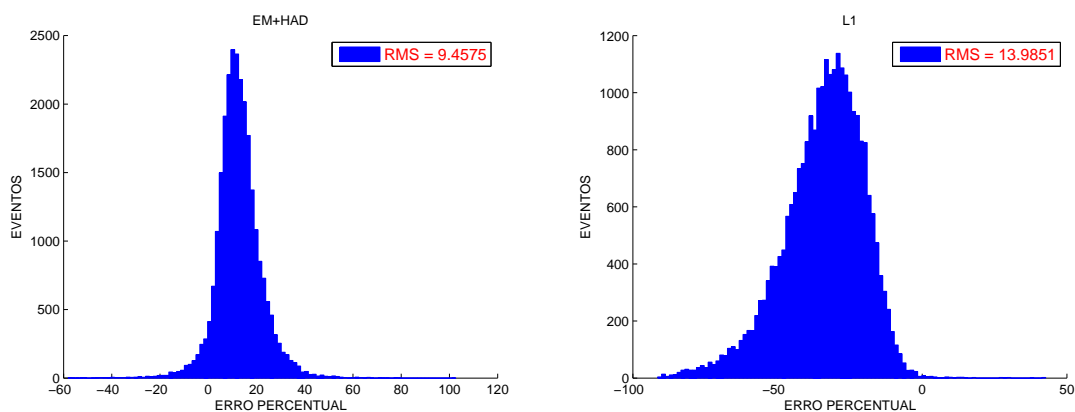
(a) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



(c) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

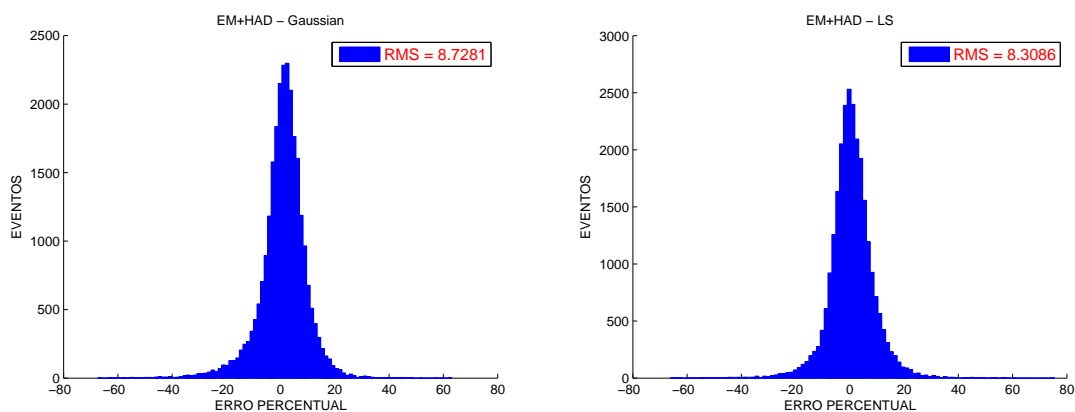
Figura 48: Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J3

B.3.2 ERRO RELATIVO



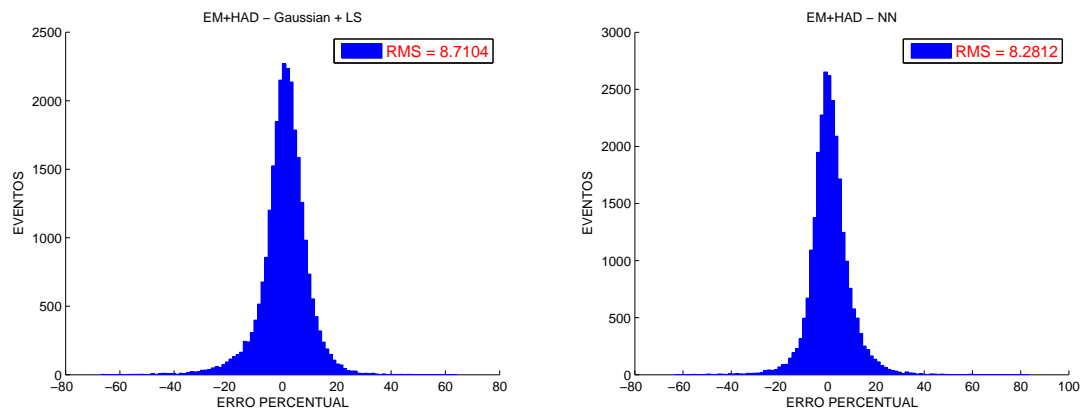
(a) Erro Relativo Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Erro Relativo L1 Atual x Energia Offline

Figura 49: Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J3

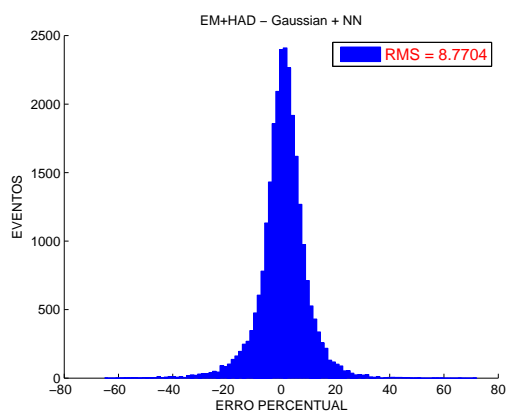


(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 50: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J3



(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline

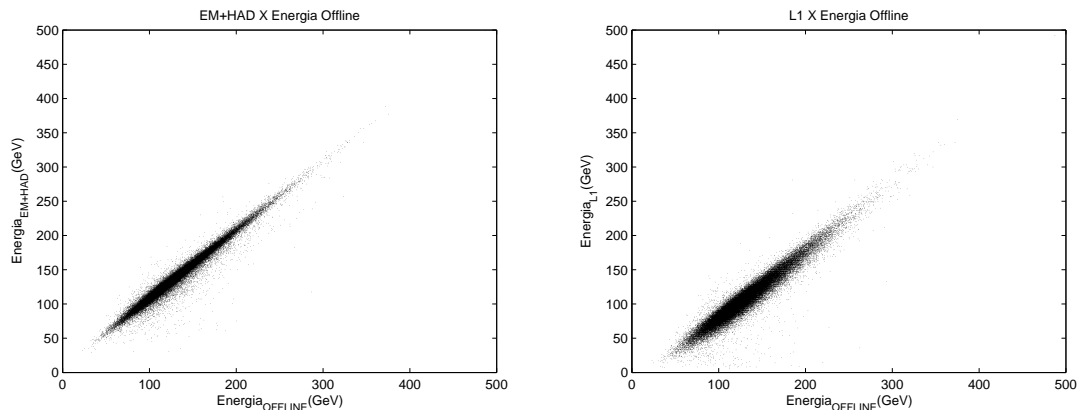


(c) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

Figura 51: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto J3

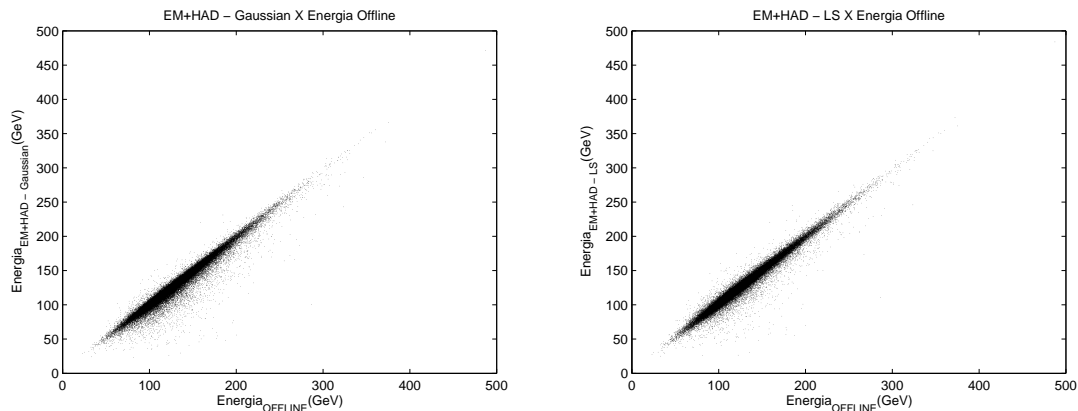
B.4 CONJUNTO J4

B.4.1 CORRELAÇÃO



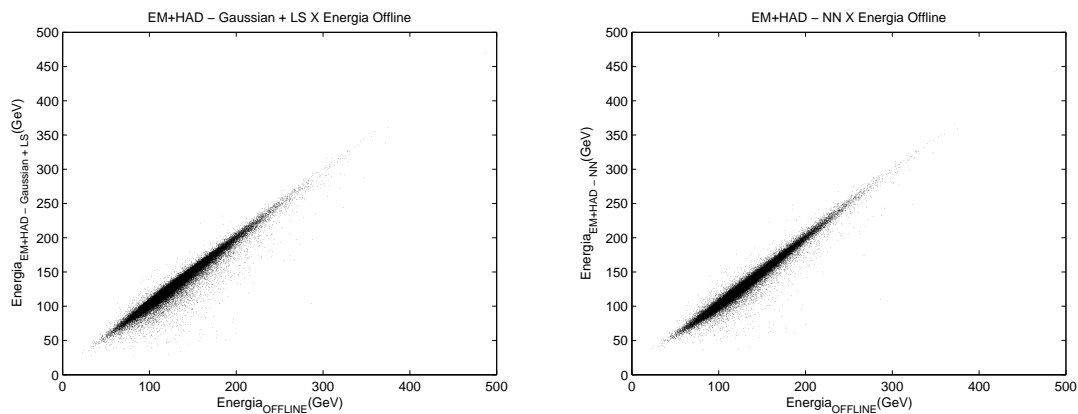
(a) Correlação Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Correlação L1 Atual x Energia Offline

Figura 52: Correlações L1 Emulado \times Offline e L1 Atual \times Offline para o Banco de Dados J4

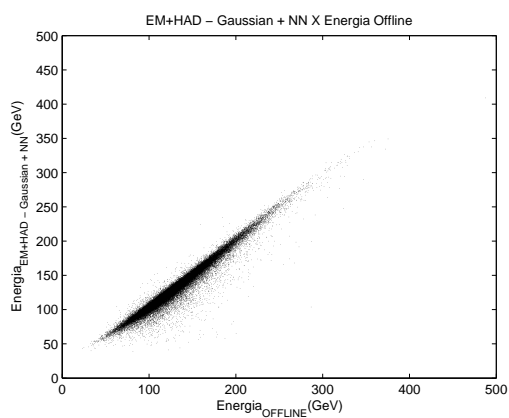


(a) Correlação Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 53: Correlações Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o Banco de Dados J4



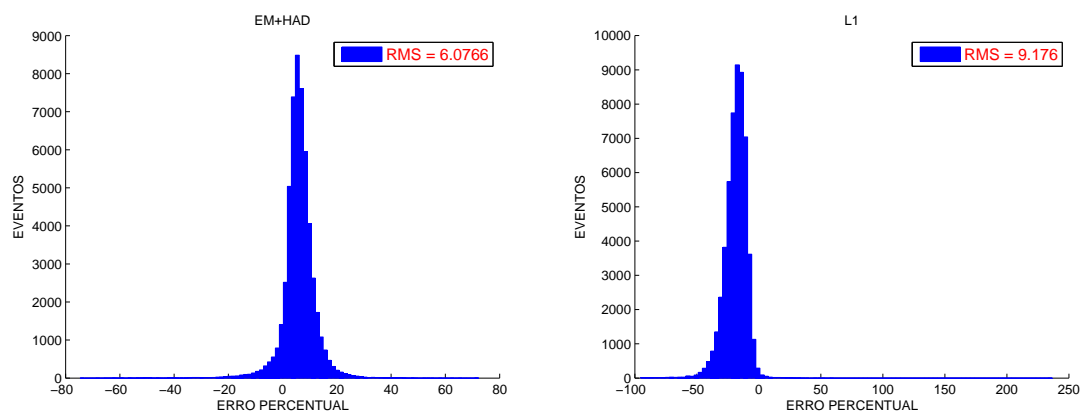
(a) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Correlação Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



(c) Correlação Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

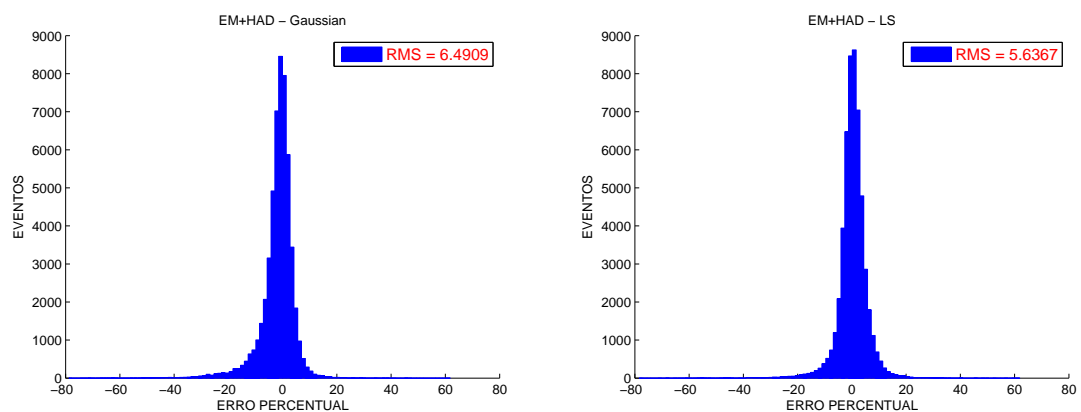
Figura 54: Correlações Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o Banco de Dados J4

B.4.2 ERRO RELATIVO



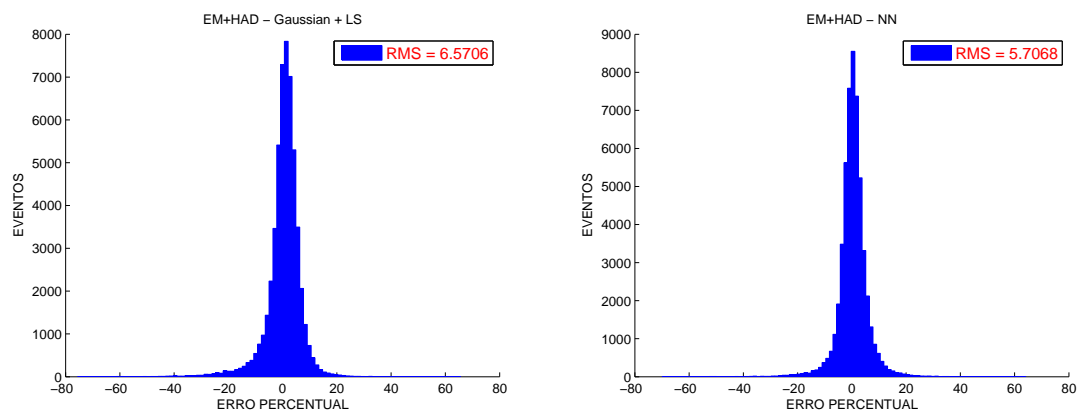
(a) Erro Relativo Energia L1 Emulado x Energia Offline (b) Erro Relativo L1 Atual x Energia Offline

Figura 55: Erro Relativo do método L1 Emulado comparado ao método L1 Atual para o conjunto J4

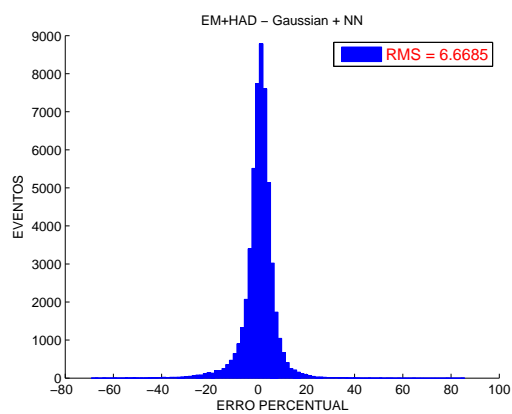


(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal x Energia Offline

Figura 56: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Gaussiana, Ponderação Longitudinal e Ponderação Gaussiana + Longitudinal para o conjunto J4



(a) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal x Energia Offline (b) Erro Relativo Ponderação Longitudinal Neural x Energia Offline



(c) Erro Relativo Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural x Energia Offline

Figura 57: Erro Relativo dos Métodos Ponderação Longitudinal Neural e Ponderação Gaussiana + Longitudinal Neural para o conjunto J4