



CALIBRAÇÃO E FILTRAGEM COM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

Marcelo Perantoni

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: José Manoel de Seixas

Rio de Janeiro
Outubro de 2012

CALIBRAÇÃO E FILTRAGEM COM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

Marcelo Perantoni

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

Prof. Emilio Del Moral Hernandez, Ph.D.

Prof. Luiz Pereira Calôba, Dr. Ing.

Prof. Marley Maria Bernardes Rebuzzi Vellasco, Ph.D.

Prof. Serigio Lima Netto, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

OUTUBRO DE 2012

Perantoni, Marcelo

Calibração e filtragem com calorimetria de altas energias/ Marcelo Perantoni. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2012.

XXVII, 183 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: José Manoel de Seixas

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2012.

Referências Bibliográficas: p. 197 -207.

1. Calorimetria de altas energias. 2. Filtragem online. 3. Reconhecimento de padrões. 4. Compressão de dados. I. Seixas, José Manoel de. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*À Deus, por tudo. À minha
família, por todo apoio em todos
os momentos.*

Agradecimentos

Agradeço à Deus por existir, pela saúde, por todas as oportunidades concedidas.

Aos meus pais José Roberto e Célia que, com muito sacrifício, ofereceram o que eles não tiveram, que foi a oportunidade de estudar, sempre me incentivando, entre tantas outras coisas.

Às minhas irmãs, Tereza Cristina e Roberta, que sempre me motivaram ao longo de todos estes anos.

À minha querida esposa Claudia, que me acompanhou de perto durante este trabalho, teve paciência e compreensão nos momentos difíceis.

À Beatriz, pela sua alegria e bom humor, tornando o ambiente mais leve.

A todos os meus professores, desde a alfabetização. São muitos os que fizeram a diferença. Aos professores do mestrado, em especial ao Henrique Lins de Barros, que serviu de exemplo profissional e pessoal, ao falecido Ademarlaudo França Barbosa, Márcio e Marcelo Portes de Albuquerque. Aos professores da graduação David Gouvea, Pedro Gomes, Carlos Duque, Henrique e, em especial, ao professor Francisco José Gomes. Aos professores do Colégio Técnico, Renato, Eduardo, Édson, Walter, entre outros. Aos demais professores que tive no ensino fundamental, a Matilde, com quem aprendi a ler e escrever, Nivalda, Beatriz, Maria Antônia, Elenice, Marcos, João, entre outros.

Aos meus colegas de CERN, André e Ana, Dênis e Paula, Rodrigo Torres, Felipe Graef, Marília, Herman Lima, Danilo, Bruno, Kaio, Luciano. Ao Moura, pelo companheirismo no LPS.

Ao meu orientador, professor José Manoel de Seixas, que me deu a oportunidade de trabalhar em um ambiente tão motivador e desafiador, que é o CERN.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo suporte financeiro.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

CALIBRAÇÃO E FILTRAGEM COM CALORIMETRIA DE ALTAS ENERGIAS

Marcelo Perantoni

Outubro /2012

Orientador: José Manoel de Seixas.

Programa: Engenharia Elétrica.

Em diversas aplicações, devido à complexidade do problema, é necessário lidar com dados com alta dimensionalidade, tornando mais custoso o seu processamento. Ainda deve-se levar em conta que, para aplicações que necessitem de processamento *online*, o tempo de execução deve atender às características do experimento, eventualmente bastante exigentes. Quando se trabalha no estado da arte da pesquisa científica, os eventos de interesse podem ser muito raros. Portanto, o sistema de processamento deve ser capaz de identificá-los imersos em uma grande massa de dados, utilizando recursos de inteligência computacional. Este cenário é encontrado no sistema de filtragem do detector ATLAS (*A Thoroidal LHC ApparatuS*) do CERN (Organização Européia para a Pesquisa Nuclear), onde o trabalho é desenvolvido em colaboração com a UFRJ.

Outro aspecto importante é que, para alcançar os objetivos científicos, deve-se também garantir que as informações fornecidas pelos experimentos estejam coerentes com aquilo que se espera que eles sejam capazes de produzir. Portanto, métodos de monitoração e calibração da eletrônica envolvida na geração e transmissão dos sinais são tarefas importantes para garantir a qualidade dos resultados obtidos.

O trabalho está voltado para o sistema de filtragem do detector ATLAS, com o objetivo de projetar, desenvolver e testar o módulo de calibração do processador central do *trigger*, assim como realizar tarefas de compactação e classificação de sinais, mais especificamente, na identificação de elétrons em detrimento dos jatos, que estão associados ao ruído de fundo do experimento.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

CALIBRATION AND FILTERING WITH HIGH ENERGY CALORIMETRY

Marcelo Perantoni

October/2012

Advisor: José Manoel de Seixas

Department: Electrical Engineering

In many applications, due to the complexity of the problem, it is necessary to deal with high dimensionality data, making it more expensive considering the processing. Although one should take into account that, for applications that require online processing, the runtime must meet the requirements of the experiment, possibly quite demanding. When working at the border of scientific research, the events of interest may be very rare. Therefore, the processing system should be able to identify them immersed in a large mass of data, using computational intelligence resources. This scenario is found in the filtering system of the ATLAS detector (Thoroidal The LHC Apparatus) at CERN (European Organization for Nuclear Research), where the work is developed in collaboration with UFRJ.

Another important aspect is that to achieve the scientific targets, it must also ensure that the information provided by the experiments are consistent with what we expect them to be able to produce. Therefore, methods for monitoring and calibration of the electronics involved in the generation and transmission of signals are important tasks to ensure quality results.

The work is focused on the filtering system of the ATLAS detector, in order to design, develop and test the central trigger processor calibration module, as well as tasks of compression and classification of signals, more specifically, the identification of electrons detriment of the jets, which are associated with the background noise of the experiment.

Sumário

Lista de Figuras	xiii	
Lista de Tabelas	xxi	
Lista de Símbolos	xxiii	
Lista de Abreviaturas	xxiv	
1	Introdução	1
1.1	Motivação.....	3
1.2	Objetivos.....	5
1.3	Organização do trabalho.....	7
2	Física de Altas Energias e o detector ATLAS	9
2.1	Histórico.....	9
2.2	O Universo e as Partículas.....	10
2.3	O modelo padrão.....	11
2.3.1	Partículas materiais.....	11
2.3.2	Forças e Partículas.....	12
2.3.3	O bóson de Higgs.....	13
2.4	O LHC.....	14
2.5	O Detector ATLAS.....	19
2.5.1	Sistema de coordenadas.....	19
2.5.2	Detector de traços.....	21
2.5.3	Sistema de calorimetria.....	22
2.5.3.1	Calorímetro de telhas.....	25
2.5.4	Espectrômetro de múon.....	28
3	Sistema de Filtragem	31
3.1	Primeiro nível de filtragem.....	33

3.1.1	<i>Trigger</i> do sistema de calorimetria.....	37
3.1.2	<i>Trigger</i> do sistema de múon.....	39
3.1.3	Processador Central do <i>Trigger</i>	40
3.1.4	Sistema de Controle, <i>Trigger</i> e Temporização.....	44
3.2	Segundo nível de filtragem.....	44
3.2.1	Construtor de regiões de interesse.....	45
3.2.2	Supervisores do segundo nível.....	46
3.2.3	Processadores do segundo nível.....	47
3.2.4	Unidades de Processamento do segundo nível.....	48
3.2.5	Controlador de fluxo PESA.....	49
3.2.6	Interface com o Software de Seleção de Eventos.....	50
3.2.7	Pseudo_ROS.....	50
3.3	Terceiro nível de filtragem.....	51
3.4	ATHENA – o <i>Framework</i> do ATLAS.....	52
4	Metodologia proposta	54
4.1	Etapa do módulo de Calibração do Processador Central do <i>Trigger</i>	55
4.2	Etapa de entendimento da natureza dos dados utilizados.....	56
4.3	Etapa de pré-processamento.....	58
4.4	Etapa de classificação de eventos.....	58
5	Calibração e Sistema de Monitoramento do Calorímetro de Telhas	60
5.1	Introdução.....	60
5.2	Procedimentos de calibração e monitoramento.....	61
5.3	Sistema de calibração utilizando Césio.....	63
5.4	Sistema a calibração a laser.....	64
5.4.1	Conceitos e requerimentos gerais.....	64
5.4.2	Performance alcançada com o sistema a laser.....	67
5.5	Sistema de Injeção de Carga.....	72

5.5.1	Considerações gerais.....	72
5.5.2	Propriedades do sistema de leitura.....	73
5.5.3	Propriedades do Sistema de Injeção de Carga.....	74
5.5.4	Performance esperada do <i>hardware</i>	76
5.5.4.1	Tolerância dos componentes.....	76
5.5.4.2	Características do DAC.....	77
5.5.4.3	Características do ADC.....	78
5.5.4.4	Não-linearidade do ganho menor.....	79
5.5.5	Estratégia de calibração do sistema CIS.....	81
5.5.5.1	Objetivos da calibração.....	81
5.5.5.2	Definição dos fatores de calibração.....	81
5.5.5.3	Correção da não-linearidade do ganho menor.....	85
5.5.6	Estudos dos efeitos sistemáticos.....	86
5.5.6.1	Assinaturas do ADC.....	86
5.5.6.2	Variações na forma do pulso.....	87
5.6	Corrente de <i>minimum bias</i>	89
5.6.1	Introdução.....	89
5.6.2	Características do monitoramento da corrente de <i>minimum bias</i>	90
5.6.2.1	Simulações da taxa de deposição de energia por MB.....	91
5.6.2.2	Estimativa da corrente MB.....	94
6	Processador Central do <i>Trigger</i> e o Sistema de Calibração	96
6.1	Estrutura das colisões no LHC.....	96
6.2	Monitoramento e calibração durante o GAP.....	97
6.3	Módulo de Calibração do Processador Central do <i>Trigger</i>	98
6.3.1	Palavras de <i>trigger</i> do LVL1.....	100
6.3.1.1	<i>Trigger</i> da Física do detector.....	101
6.3.1.2	<i>Trigger</i> de calibração e testes.....	102
6.3.2	Especificações elétricas dos módulos do CTP.....	104

6.3.2.1	Visão geral da estrutura funcional do padrão VME no CTP.....	105
6.3.3	Projeto lógico do CTP-CAL.....	109
6.4	Módulo de seleção da calibração do calorímetro de telhas.....	112
6.5	Resultados.....	114
7	Classificação de Partículas	116
7.1	Principais características do algoritmo T2Calo.....	117
7.2	Compactação através de anéis topológicos.....	118
7.3	Máquina de Vetores Suporte aplicada à Classificação.....	120
7.3.1	Introdução.....	120
7.3.2	Hiperplano de separação.....	122
7.3.3	Funções <i>kernel</i>	123
7.3.4	Problema de Otimização.....	125
7.4	Avaliação de desempenho.....	126
7.5	Resultado da aplicação de Máquina de Vetores Suporte.....	127
8	Compactação por Análise de Componentes Principais	146
8.1	Conceitos de Análise de Componentes Principais.....	146
8.2	Aplicação de Análise de Componentes Principais.....	149
8.2.1	Corte a 99%.....	150
8.2.2	Corte a 97%.....	156
8.2.3	Corte por <i>Average Root</i>	161
9	Aplicação da Máquina de Vetores de Núcleo	168
9.1	Conceitos de Máquina de Vetores de Núcleo.....	168
9.2	Resultado da aplicação de Máquina de Vetores de Núcleo.....	170
9.2.1	Aplicação de PCA com corte de 99%.....	175
9.2.2	Aplicação de PCA com corte de 97%.....	180
9.2.3	Aplicação de PCA com corte por <i>Average Root</i>	184

10	Comparação dos resultados de classificação de partículas	190
11	Conclusões e trabalhos futuros	194
	Referências bibliográficas	197
	Publicações	205

Lista de Figuras

2.1	Visão geral do LHC e seus experimentos principais.	15
2.2	Ilustração da redução da seção dos feixes no momento da colisão.....	16
2.3	As partículas e as camadas dos detectores.....	17
2.4	Detector ATLAS e alguns de seus objetos constituintes.....	20
2.5	Sistema de coordenadas do ATLAS.....	20
2.6	Modelo do detector de traços.....	22
2.7	Sistema de calorimetria.....	24
2.8	Segmentações do TileCal em barril e barris estendidos.....	26
2.9	Ilustração dos constituintes do TileCal.....	26
2.10	Diagrama de blocos do sistema de leitura do TileCal.....	28
2.11	Espectrômetro de Múons.....	30
3.1	Diagrama de blocos do sistema de filtragem do ATLAS.....	32
3.2	Regiões de Interesse selecionadas pelo nível 1 do sistema de <i>trigger</i>	36
3.3	Diagrama de blocos do sistema de <i>trigger</i> do LVL1.....	37
3.4	Torres de <i>trigger</i> do sistema de calorimetria.....	38
3.5	Vista longitudinal do <i>trigger</i> do sistema de múon.....	40
3.6	Diagrama de blocos representativo do CTP e os sistemas externos.....	42
3.7	Módulos do CTP e os barramentos de comunicação.....	43
3.8	Diagrama de funcionalidades dos supervisores do LVL2.....	47
3.9	Diagrama colaborativo do processo de decisão do LVL2.....	49
3.10	Dependências do ESS.....	51
4.1	Histograma da energia normalizada de elétrons e jatos.....	57
4.2	Diagrama de blocos simplificado do sistema de detecção de partículas.....	58

5.1	Diagrama conceitual das calibrações no TileCal.....	62
5.2	Resposta do TileCal à aplicação de fonte de Cs em função do tempo para todas as partições. As linhas pretas representam os valores esperados considerando o decaimento da vida útil do Cs (queda de 2,3% ao ano).....	64
5.3	Variação do ganho relativo medido em função do ganho relativo esperado, através da aplicação de laser em uma PMT.....	66
5.4	Esquema básico da implementação do sistema a laser.....	67
5.5	Ganhos relativos normalizados de 10 PMTs medidos em 8 vezes dentro de uma hora.....	68
5.6	Correlação entre ganhos relativos obtidos de dois fotodiodos diferentes.....	68
5.7	Evolução do ganho relativo durante os testes preliminares.....	70
5.8	Variação do ganho médio das PMTs medida pelo sistema de calibração a laser em função do tempo sobre 40 dias em 2009.....	71
5.9	Variação do ganho relativo de fotomultiplicadoras, canal a canal, para calibrações a laser realizadas com o ganho maior, mostrado a esquerda, e o ganho menor, mostrado a direita.....	71
5.10	Estrutura da cadeia de leitura.....	74
5.11	Leakage pulses medidos para capacitores de 100 pF e 2,2 pF com ganhos menor e maior. A origem no eixo horizontal corresponde à posição de pico para um sinal de carga injetada correspondente a 50% de fundo de escala. As formas representam a média de 44 canais para o ganho menor e 4 canais para o ganho maior.....	76
5.12	Erro em função da carga injetada com o capacitor de 100 pF.....	78
5.13	Desvios medidos de um típico ADC: (a) residual sobre toda a escala, (b) detalhe mostrando o residual estruturado com o período de, aproximadamente, 32 ADC <i>counts</i>	79
5.14	(a) medida do ganho menor com (●) e sem (○) o ramo do ganho maior conectado. As barras de erro correspondem às incertezas sistemáticas de 0,5 counts do ADC. (b) não-linearidade prevista para o ganho menor com (●) e sem (○) o ramo do ganho maior conectado.....	82
5.15	Picos de amplitude em função da carga injetada para um típico canal com (a) com ganho maior e (b) ganho menor.....	82

5.16	Valores residuais da calibração do canal de leitura mostrado na Figura 5.16.. (a) para o ganho maior e (b) para o ganho menor. As barras de erro correspondem às incertezas sistemáticas de 0,5 <i>counts</i> do ADC.....	82
5.17	Fatores de calibração de 269 canais de leitura para o ganho maior (a) e ganho menor (b).....	83
5.18	Varição da resposta de 269 canais em função da carga injetada para o ganho maior (a) e ganho menor (b), mostrando o RMS antes da calibração (●) e depois (○). O aumento na variação para valores menores de carga em (a) se deve, majoritariamente, à resolução do DAC, enquanto que, em (b), se deve à resolução do ADC.....	83
5.19	Estabilidade das constantes de calibração dos canais de leitura para os ganhos maior (esquerda) e menor (direita) em função do tempo.....	84
5.20	Residual médio nos 269 canais depois da calibração em função da carga injetada para o ganho maior (a) e para o ganho menor (b).....	85
5.21	Incetezas preditas na carga medida devido à resolução do ADC, com variação RMS dos resultados para 10 medidas de assinaturas do ADC. A incerteza para variação RMS na amplitude ajustada com de 0,4 (vermelha) ou 0,6 (azul) <i>counts</i> do ADC.....	87
5.22	Dependência de carga em relação a forma de pulso para o ganho maior (a), para o ganho menor (b) com valores intermediários de carga e para o ganho menor com valores maiores de carga (c). As diferenças são calculadas como percentuais da amplitude de pico normalizada relativa à forma de pulso referência, que corresponde a 8 pC para o ganho maior e 410 pC para o ganho menor.....	89
5.23	Deposição de energia média por colisão proveniente de interações MB em GeV. Os dois eixos horizontais representam os três segmentos radiais (profundidade) do TileCal e a segmentação em η . Os dois gráficos correspondem ao barril (acima) e o barril estendido (abaixo).....	92
5.24	Energia/colisão média e seu valor RMS versus η para os três segmentos do barril. A escala vertical está em GeV.....	93
5.25	Energia/colisão média e seu valor RMS versus η para os três segmentos do barril estendido. A escala vertical está em GeV.....	94
5.26	Corrente de anodo média para uma célula do Tilecal em função da luminosidade, em 2011	95

6.1	Estrutura das colisões no LHC.....	97
6.2	Transferência dos sinais entre os níveis 1 e 2 do sistema de <i>trigger</i>	99
6.3	Geração do sinal L1A pelo CTP.....	99
6.4	Sistema de calibração do ponto de vista da transferência dos sinais entre os níveis 1 e 2.....	100
6.5	Visão geral da interface VME.....	105
6.6	Transferência de leitura na parte do usuário.....	107
6.7	Transferência de escrita na parte do usuário.....	107
6.8	Diagrama simplificado do CTP-CAL.....	109
6.9	Diagrama do módulo SHAFT.....	113
6.10	Módulo do CTP-CAL desenvolvido no CERN.....	115
7.1	Representação dos anéis topológicos.....	119
7.2	Mapeamento do espaço de entrada para o espaço característico.....	121
7.3	Histogramas de dados hipotéticos para ilustrar a aplicação das curvas ROC.....	126
7.4	Curvas ROC (a) e SP (b) para os classificadores da Figura 7.3.....	127
7.5	Histogramas de elétrons e jatos de todas as camadas.....	128
7.6	Histogramas de elétrons e jatos da camada Pre-Sampler.....	129
7.7	Histogramas de elétrons e jatos da primeira camada Eletromagnética.....	129
7.8	Histogramas de elétrons e jatos da segunda camada Eletromagnética.....	130
7.9	Histogramas de elétrons e jatos da terceira camada Eletromagnética.....	130
7.10	Histogramas de elétrons e jatos da primeira camada Hadrônica.....	131
7.11	Histogramas de elétrons e jatos da segunda camada Hadrônica.....	131
7.12	Histogramas de elétrons e jatos da terceira camada Hadrônica.....	132
7.13	Histograma dos eventos de treinamento de elétrons considerando a coordenada ϕ	132
7.14	Histograma dos eventos de treinamento de jatos considerando a coordenada ϕ	133

7.15	Histograma dos eventos de treinamento de elétrons considerando a coordenada η	133
7.16	Histograma dos eventos de treinamento de jatos considerando a coordenada η	134
7.17	Histograma dos dados de saída do classificador com kernel RBF e $\gamma = 0,1$	135
7.18	Curva SP (esquerda) e ROC (direita) para kernel RBF e $\gamma = 0,1$	136
7.19	Energia média dos anéis de elétrons que foram classificados correta e incorretamente.....	137
7.20	Energia média dos anéis de jatos que foram classificados correta e incorretamente.....	137
7.21	Energia média dos anéis de elétrons que foram classificados corretamente e jatos que foram classificados incorretamente.....	138
7.22	Energia média dos anéis de jatos que foram classificados corretamente e elétrons que foram classificados incorretamente.....	138
7.23	Histograma em η dos eventos de elétrons que foram classificados corretamente..	139
7.24	Histograma em η dos eventos de elétrons que foram classificados incorretamente.....	139
7.25	Histograma em φ dos eventos de elétrons que foram classificados corretamente..	140
7.26	Histograma em φ dos eventos de elétrons que foram classificados incorretamente.....	140
7.27	Histograma em η dos eventos de jatos que foram classificados corretamente.....	141
7.28	Histograma em η dos eventos de jatos que foram classificados incorretamente.....	141
7.29	Histograma em φ dos eventos de jatos que foram classificados corretamente.....	142
7.30	Histograma em φ dos eventos de jatos que foram classificados incorretamente.....	142
7.31	Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM com kernel RBF gama 0,1 para elétrons (a) e jatos (b).....	143

7.32	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	144
7.33	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	144
7.34	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	145
8.1	Representação ilustrativa das direções e variâncias do sinal e ruído.....	147
8.2	Contribuição de todas as componentes antes da compactação.....	150
8.3	Componentes retidas para o corte PCA de 99%.....	150
8.4	Histogramas com as distribuições de saída do melhor classificador SVM para o corte de 99% em PCA.....	152
8.5	Curva SP (esquerda) e ROC (direita) para o classificador RBF $\gamma = 0,2$, e PCA 99%.....	152
8.6	Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM PCA 99%	153
8.7	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	154
8.8	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	154
8.9	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	155
8.10	Componentes retidas para o corte PCA de 97%.....	156
8.11	Histograma com as saídas do classificador RBF $\gamma = 0,1$ e PCA a 97%.....	157
8.12	Curva SP (esquerda) e ROC (direita) para o classificador RBF $\gamma = 0,1$ e PCA a 97%.....	158
8.13	Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM PCA 97%	159
8.14	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	159
8.15	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	160
8.16	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	160
8.17	Componentes retidas para o corte PCA de 97%.....	162
8.18	Histograma com as saídas do classificador RBF $\gamma = 0,5$ e o corte PCA por <i>Average Root</i>	163
8.19	Curva SP (esquerda) e ROC (direita) para o classificador RBF $\gamma = 0,5$, e corte PCA por <i>Average Root</i>	164
8.20	Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM PCA <i>Average Root</i>	164

8.21	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	165
8.22	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	166
8.23	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	166
9.1	O círculo mais interno é o MEB e a expansão $(1 + \varepsilon)$ (círculo mais externo) todos os pontos.....	169
9.2	Histogramas das distribuições da saída do classificador RBF com $\gamma = 0,01$	171
9.3	Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF com $\gamma = 0,01$	172
9.4	Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM	172
9.5	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	173
9.6	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	174
9.7	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	174
9.8	Histogramas das distribuições da saída do classificador RBF com $\gamma = 0,01$	176
9.9	Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF com $\gamma = 0,01$	177
9.10	Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM PCA 99%	177
9.11	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	178
9.12	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	178
9.13	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	179
9.14	Histogramas das distribuições da saída do classificador RBF com $\gamma = 0,1$	181
9.15	Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF com $\gamma = 0,1$	181
9.16	Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM PCA 97%	182
9.17	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	183
9.18	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	183
9.19	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	184
9.20	Histogramas das distribuições da saída do classificador RBF com $\gamma = 0,1$	186
9.21	Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF com $\gamma = 0,1$	186
9.22	Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM PCA 97%	187
9.23	Histogramas em eta para comparações com T2CALO.....	187
9.24	Histogramas em phi para comparações com T2CALO	188

9.25	Histogramas em E_T para comparações com T2CALO	188
10.1	Curva ROC dos melhores classificadores	191

Lista de Tabelas

2.1	Partículas elementares do modelo padrão e forças transportadoras.....	13
3.1	Exemplo de <i>menu</i> de <i>trigger</i> do LVL1.....	34
5.1	Cargas e a correspondente configuração do DAC para as formas de pulso medidas.....	88
5.2	Deposição de energia MB máxima e mínima em cada camada e a correspondente corrente.....	95
6.1	Especificação da palavra de <i>trigger</i> para a Física do detector.....	101
6.2	Uso da palavra de trigger de calibração/testes para o nível 1.....	102
6.3	Códigos identificadores dos sub-detectores.....	104
6.4	Sinais VME na parte do usuário.....	106
6.5	Sinais na parte comum do interfaceamento VME.....	108
6.6	Outros sinais utilizados no interfaceamento VME.....	109
6.7	Registradores do CTP-CAL.....	111
6.8	Palavra de memória do módulo SHAFT.....	113
7.1	Número de anéis topológicos por camada.....	120
7.2	Sumário das funções kernel.....	124
7.3	Organização do conjunto de eventos.....	128
7.4	Resultados da classificação SVM para diferentes kernels.....	135
7.5	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,1$	145
8.1	Número de anéis retidos em cada camada para o corte PCA de 99%.....	151

8.2	Resultados da classificação SVM com corte PCA de 99%.....	151
8.3	Parâmetros do classificador SVM Polinomial $p=3$	155
8.4	Número de anéis retidos em cada camada para o corte PCA de 97%.....	156
8.5	Resultados da classificação SVM com corte PCA de 97%.....	157
8.6	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,1$	161
8.7	Componentes retidas por camada para <i>Average Root</i>	162
8.8	Resultados da classificação SVM com corte PCA por <i>Average Root</i>	163
8.9	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,5$	167
9.1	Resultados da classificação CVM.....	171
9.2	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,01$	175
9.2	Resultados da classificação CVM com PCA a 99%.....	176
9.3	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,01$	179
9.4	Resultados da classificação CVM com PCA a 97%.....	180
9.5	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,1$	184
9.6	Resultados da classificação CVM com PCA a <i>Average Root</i>	185
9.7	Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,1$	189
10.1	Resultados dos melhores classificadores.....	190
10.2	Comparação do tempo e memória dos classificadores	192

Lista de símbolos

b	<i>Bias</i>
η	Pseudo-rapidez (sistema de coordenadas do ATLAS)
φ	Ângulo azimutal (sistema de coordenadas do ATLAS)
ϕ	Função de mapeamento não-linear
λ	Autovalor
γ_i	Indicador de classificação
α_i	Multiplicadores de Lagrange
CP	Violação CP
Cs	Césio
C_X	Matriz de covariância
E_T	Energia Transversa
eV	Elétron-Volt
k	Função kernel
P	Transformação linear
pC	pico Coulomb
pF	Pico Faraday
p_T	Momento transverso
sgn	Função sinal
w	Vetor peso
x	Elementos no espaço de entrada
X	Elementos no espaço característico

Lista de abreviaturas

ADC	<i>Analogic-to-Digital coverter</i>
ALICE	<i>A Large Ion Collider Experiment</i>
ATLAS	<i>A Toroidal LHC AparatuS</i>
BC	<i>Bunch Crossing</i>
BCID	<i>Bunch Crossing Identification</i>
BCR	<i>Bunch Counter Reset</i>
CERN	Organização Europeia para a Pesquisa Nuclear
CIS	<i>Charge Injection System</i>
CMS	<i>Compact Muon Solenoid</i>
COMbus	<i>Common bus</i>
CS	<i>Strip Cathode</i>
CTP	<i>Central Trigger Processor</i>
CTP_CAL	<i>Central Trigger Processor Calibration Module</i>
CTP_CORE	Módulo central do CTP
CTP_IN	Módulo que recebe os sinais de entrada no CTP.
CTP_MI	Módulo de interface de máquina do CTP
CTP_MON	Módulo de monitoramento do CTP
CTP_OUT	Módulo que envia os sinais de saída do CTP
CVM	<i>Core Vector Machine</i>
DAC	<i>Digital-to-Analog converter</i>

DAQ	<i>Data Acquisition and Control</i>
DFM	<i>Data Flow Manager</i>
DNL	Não linearidade diferencial
DSP	<i>Digital Signal Processor</i>
DVM	<i>Digital Voltimeter</i>
E	Energia
ECR	<i>Event Counter Reset</i>
EF	<i>Event Filter</i>
E_{fe}	Equivalente à PD
E_{ff}	Equivalente a 1-PF
EH	<i>Event Handler</i>
EM1	Primeira camada eletromagnética
EM2	Segunda camada eletromagnética
EM3	Terceira camada eletromagnética
ESS	<i>Event Selection Software</i>
FET	<i>Field Effect Transistor</i>
FPGA	<i>Field Programmable Gate Array</i>
FSM	<i>Finite State Machine</i>
HAD1	Primeira camada hadrônica
HAD2	Segunda camada hadrônica
HAD3	Terceira camada hadrônica
HG	<i>High Gain</i>

High-Q	<i>High quality</i>
HLT	<i>High-Level Trigger</i>
HV	<i>High Voltage</i>
INL	Não linearidade integral
L1A	<i>Level-1 Accept</i>
L2P	<i>Level-2 Processors</i>
L2PU	<i>Level-2 Processor Unit</i>
L2SV	<i>Level-2 Supervisor</i>
LAr	<i>Liquid Argon</i>
LG	<i>Low Gain</i>
LHC	<i>Large Hadron Colider</i>
LHCb	<i>Large Hadron Collider beauty</i>
LHCf	<i>Large Hadron Collider forward</i>
LPS	Laboratório de Processamento de Sinais
LSB	<i>Least Significant Bit</i>
LUT	<i>Look-Up Table</i>
LVL1	Primeiro nível de filtragem do ATLAS
LVL2	Segundo nível de filtragem do ATLAS
MB	<i>Minimum Bias</i>
MDT	<i>Monitored Drift Tube</i>
MEB	<i>Minimum Enclosing Ball</i>
NP0	<i>Negative-positive zero</i>

OPAMP	Amplificador Operacional
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PCB	<i>Printed Circuit Board</i>
PD	Probabilidade de detecção
PD1/PD2	Fotodiodos usados na calibração a laser.
PF	Probabilidade de falso alarme
PITbus	<i>Pattern In Time bus</i>
PMT	<i>PhotoMultiplier Tube</i>
PS	Camada pré-sampler
PT	Processing Tasks
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
ROB	<i>Read-Out Buffer</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
ROD	<i>Read-Out Driver</i>
RoI	<i>Region of Interest</i>
RoIB	<i>RoI Builder</i>
ROS	<i>Read-Out Sub-system</i>
RPC	<i>Resistive Plate Chambers</i>
SCT	<i>Semi-Conductor Tracker</i>
SHAFT	Módulo de seleção de calibração do TileCal
SMD	<i>Surface Mount Device</i>
SP	Índice de avaliação de classificadores

SVM	<i>Support Vector Machine</i>
T2Calo	Algoritmo de discriminação de elétrons no L2 do ATLAS
TDAQ	<i>Trigger and Data Aquisition</i>
TG	<i>Thin Gap</i>
TGC	<i>Thin-gap chambers</i>
TileCal	<i>Tile Calorimeter</i>
TOTEM	<i>TOTAL Elastic and diffractive cross section Measurement</i>
TRT	<i>Transition Radiation Tracker</i>
TTC	<i>Timing, Trigger and Control</i>
VHDL	<i>VHSIC Hardware Description Language</i>
VHSIC	<i>Very high Speed Integrated Circuits</i>
VME	<i>VERSA Module Eurocard</i>
VMEbus	Barramento VME

Capítulo 1

Introdução

Os avanços científicos e tecnológicos possibilitam ampliar cada vez mais as fronteiras do conhecimento humano. Novas tecnologias proporcionam o desenvolvimento de equipamentos mais sofisticados que, por sua vez, tornam viáveis os avanços científicos. Sendo assim, na área de Engenharia Elétrica, mais especificamente, o advento de novos componentes eletrônicos, aliado ao desenvolvimento do Processamento Digital de Sinais, por exemplo, possibilitam implementações cada vez mais sofisticadas, abordando uma gama cada vez mais complexa de problemas em diversos segmentos industriais e, também, na área científica.

Uma tarefa importante, em diversas aplicações, é a identificação do sinal de interesse, que pode estar mascarado por outros sinais espúrios, sinais estes que não agregam informação relevante para a solução do problema em questão. Em diversas aplicações, devido à complexidade do problema, é necessário lidar com dados com alta dimensionalidade, tornando mais custoso o seu processamento. Ainda deve-se levar em conta que, para aplicações que necessitem de processamento *online*, o tempo de execução deve atender às características do experimento, eventualmente bastante exigentes.

Quando se trabalha no estado da arte da pesquisa científica, os eventos de interesse podem ser muito raros. Portanto, o sistema de processamento deve ser capaz de identificá-los imersos em uma grande massa de dados, utilizando recursos de inteligência computacional.

Em problemas com alta dimensionalidade de eventos, torna-se interessante a utilização de técnicas que possibilitem a redução da dimensão, sem prejuízos para os resultados de classificação de eventos. Deseja-se extrair as informações que contêm características relevantes, de acordo com o objetivo do experimento, descartando as demais. A utilização de processos determinísticos na extração de características,

embora sejam, normalmente, mais simples, não apresentam resultados satisfatórios em muitos problemas. Os processos estocásticos são, então, uma ferramenta importante em tarefas de filtragem ou classificação de eventos porque exploram padrões complexos dos conjuntos de dados e possibilitam um maior entendimento do processo em questão.

Para realizar a classificação de eventos, frequentemente, não existe um método explícito para determinar a saída correta a partir de um determinado evento de entrada. Portanto, técnicas de reconhecimento de padrões, que utilizam exemplos de treinamento compostos por pares entradas/saídas, para aprender a solução do problema, são ferramentas úteis.

Máquina de Vetores Suporte (SVM), que é um método de aprendizagem supervisionada, aliada aos conceitos de teoria de aprendizagem estatística, são usados para descrever que fatores têm que ser controlados para uma boa generalização – a habilidade para classificar dados não previstos.

Este tipo de abordagem possibilita o desenvolvimento de algoritmos eficientes do ponto de vista da classificação. Porém, devido ao grande fluxo de eventos, torna-se necessário utilizar formas de processamento compatíveis com as requisições do sistema. Mesmo durante a etapa de treinamento, que pode ser realizada *offline*, para descrever bem o problema, pode ser necessário utilizar uma grande massa de dados, o que torna inviável o processamento em um único núcleo processador. Portanto, é necessário encontrar alternativas para superar estas limitações.

Uma possibilidade interessante é a utilização de sistemas distribuídos, em que toda a carga de processamento é realizada por vários módulos processadores, executando as tarefas em paralelo e aumentando a capacidade de processamento do sistema como um todo, atendendo os requisitos do projeto. Com esta abordagem, o tempo de execução de algoritmos complexos com grande fluxo de eventos cai significativamente.

Outro aspecto importante é que, para alcançar os objetivos científicos, deve-se também garantir que as informações fornecidas pelos experimentos estejam coerentes com aquilo que se espera que eles sejam capazes de produzir. Portanto, métodos de monitoração e calibração da eletrônica envolvida na geração e transmissão dos sinais são tarefas importantes para garantir a qualidade dos resultados obtidos.

1.1 Motivação

A área de Física de Altas Energias, que se dedica à investigação de partículas elementares e suas interações, ampliando o conhecimento subatômico, necessita de processamentos complexos e velozes, com eventos com alta dimensionalidade, objetivando validar, experimentalmente, conceitos físicos estabelecidos teoricamente.

Nos laboratórios que trabalham neste segmento, são geradas colisões de feixes de partículas, que se subdividem em suas componentes elementares que interagem com detectores e, através de todo um sistema eletrônico e de processamento de sinais, são realizadas filtragens com o objetivo de encontrar o evento de interesse, muitas vezes imerso em uma grande massa de eventos que formam o ruído de fundo do experimento.

Com a evolução ao longo do tempo, novos detectores e aceleradores, mais complexos e sofisticados, apresentam, cada vez mais, taxas maiores de interações e maior número de canais de detecção através de detectores mais segmentados. Como consequência, o fluxo de dados cresce significativamente, e o sistema de filtragem, que objetiva identificar eventos raros, precisa acompanhar esta evolução.

O CERN (Organização Europeia para a Pesquisa Nuclear) é um dos principais laboratórios de Física de Altas Energias do mundo, situado entre a França e Suíça. Através de pesquisadores de diversos países, dentre eles o Brasil, mais especificamente a UFRJ em colaboração há mais de 20 anos, realiza um esforço científico significativo para atingir níveis de energias jamais alcançados, colocando em operação o colisionador de partículas LHC (*Large Hadron Collider*), que promoverá a colisão de prótons em quatro locais distintos ao longo do LHC, onde se situam os detectores ATLAS, CMS, ALICE E LHCb.

O detector ATLAS, mais especificamente, irá processar as informações provenientes das colisões próton-próton no LHC através de um sistema de *trigger* baseado em três níveis de filtragem *online*, sendo que cada nível refina as decisões tomadas no nível anterior, de modo que, ao final do último nível, as informações sejam armazenadas definitivamente, possibilitando estudos posteriores.

Os Físicos que trabalham na colaboração ATLAS estão interessados na investigação do bóson de Higgs, sistemas de simetria, entre outros fenômenos. O

bóson de Higgs, que já foi detectado, é uma partícula instável que decai rapidamente em outras partículas, mais estáveis e menos energéticas. Portanto, para verificar as características do bóson de Higgs, é necessário avaliar os tipos de partículas e a forma como elas interagem com o detector.

O detector ATLAS é dividido em subdetectores com tarefas específicas: o detector de múons possibilita a detecção e trajetória de múons; o detector de traços identifica a trajetória das partículas; e os calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos possibilitam a análise de deposição energética de partículas eletromagnéticas e hadrônicas, respectivamente.

Considerando o sistema de calorimetria, é possível medir a energia das partículas incidentes com alta resolução, através de fina granularidade. Quando as partículas, provenientes das colisões, interagem com o sistema de calorimetria, há a deposição de energia e, dependendo do perfil de deposição, é possível identificar a classe da partícula incidente.

Os feixes de partículas colidirão em intervalos de, no mínimo, 25 ns, o que corresponde a uma taxa de interações de 40 MHz. Como ocorrem, em média, 25 interações de partículas em cada colisão, a taxa de interação total é de, aproximadamente, 1 GHz. Com este valor, torna-se inviável o armazenamento de toda a informação para o processamento *offline*. Portanto, é necessário um sistema de filtragem que, no caso do ATLAS, é dividido em três níveis de seleção *online* de eventos.

O primeiro nível recebe as informações provenientes das colisões através do sistema de calorimetria de detectores rápidos de múons e, devido ao grande fluxo de eventos, é implementado em *hardware/firmware*, através de FPGAs (*Field Programmable Gate Array*), que são dispositivos reconfiguráveis, voltados para projetos de circuitos digitais através da utilização de linguagens de descrição de *hardware* – HDL (*Hardware Description Language*), que possibilitam a implementação de aplicações que necessitam de mais altas velocidades de processamento, se comparadas com outras tecnologias, como os DSPs (*Digital Signal Processor*). Portanto, no primeiro nível é realizada a primeira seleção de eventos e identificação das regiões de interesse – RoI (*Region-Of-Interest*), que serão enviadas ao nível 2. As RoI indicam regiões potencialmente interessantes, mostrando para o nível 2 as regiões que, provavelmente, contêm informações sobre o evento desejado. A taxa máxima de saída do nível 1 é de 100 kHz.

Os algoritmos de processamento, utilizados no nível 2, trabalham com os eventos que atenderam as condições de seleção do nível 1, examinando as regiões de interesse. O nível 2 utiliza 600 processadores duais operando a 4 GHz, conectados através de uma rede *Gigabit Ethernet*. No final do nível 2, a taxa de eventos é reduzida para, aproximadamente, 1 KHz.

O nível 3 utiliza algoritmos com critérios complexos que não podem ser empregados no nível 2 em virtude do reduzido tempo disponível para o processamento. Na saída deste nível, a taxa de eventos atinge 100 Hz e os eventos aceitos neste nível são, então, armazenados definitivamente para posterior análise *offline*.

1.2 Objetivos

O trabalho está voltado para o sistema de *trigger* do detector ATLAS sendo que, no primeiro nível, está relacionado ao sistema de calibração utilizado pelos subdetectores, mais especificamente o calorímetro de telhas, enquanto que, no segundo nível, está relacionado à compactação e classificação de sinais, mais especificamente, na identificação de elétrons em detrimento dos jatos, que estão associados ao ruído de fundo do experimento e devem ser descartados. Sendo assim, a classificação dos eventos de interesse é realizada no nível 2 através da aplicação de algoritmos mais complexos sobre os dados que foram aprovados nos critérios de seleção do nível 1.

A estrutura de colisões no LHC foi desenvolvida de tal modo que, no final de cada volta, há um tempo ocioso de 3,17 μ s que, no caso do ATLAS, pode ser utilizado pelos subdetectores para realizar sequências de calibração, que possibilitam verificar o funcionamento da eletrônica e demais constituintes envolvidos na geração e transmissão dos sinais entre os níveis 1 e 2 do sistema de *trigger*. Para evitar problemas de conflitos de informações, apenas um subdetector terá seu pedido de calibração aceito no final de cada volta. Para isso, é preciso haver um controle dos

sinais de pedidos de calibração que chegam dos subdetectores. Isto é feito através do sistema de calibração do processador central do *trigger* (CTP_CAL), que foi implementado em *hardware/firmware*, aproveitando a tecnologia FPGA para realizar o projeto lógico, devido à rapidez de processamento.

Uma das metas do detector ATLAS é verificar a existência do bóson de Higgs, que é instável e decai rapidamente em partículas mais estáveis. No segundo nível de *trigger*, a identificação de elétrons, provenientes do sistema de calorimetria, é o caminho para a validação da teoria de Higgs.

Portanto, quando uma possível partícula resultante do decaimento do bóson de Higgs atinge o detector, o nível 1 envia somente as informações relativas à RoI onde houve a deposição de energia da referida partícula, ao invés de enviar a informação de todas as células dos calorímetros. Apesar deste procedimento de filtragem, a dimensionalidade ainda é bastante elevada e, assim, torna-se interessante um pré-processamento para realizar uma compactação da informação. Uma alternativa que poderá ser utilizada para realizar a compactação é a análise de componentes principais (PCA).

Neste contexto, torna-se complexo o problema de classificar partículas em um experimento como o ATLAS, que apresenta um grande fluxo de eventos com alta dimensionalidade em um ambiente ruidoso. Máquinas de Vetores Suporte (SVM – *Support Vector Machine*) e Máquina de Vetores de Núcleo (CVM – *Core Vector Machine*) se apresentam como alternativas na solução de problemas de reconhecimento de padrões e classificação de partículas na área de Física de Altas Energias. A ideia central de SVM e CVM é mapear os dados de treinamento, compostos por pares entradas/saídas, para o espaço característico de mais alta dimensionalidade, através da utilização de funções *kernel*, onde os dados podem ser classificados através de um hiperplano de separação ótimo, no caso de SVM, e de esferas que englobem os dados, no caso de CVM.

O sistema de *trigger* do nível 2 realizará a classificação de eventos através da utilização do paradigma computacional de processamento distribuído, utilizando cerca de 600 processadores duplos.

Sendo assim, propõe-se a utilização de algoritmos que realizem a classificação de eventos no segundo nível de *trigger* do experimento ATLAS através da utilização de Máquinas de Vetores Suporte e de Núcleo, visando à identificação de elétrons provenientes do decaimento do bóson de Higgs, considerando-se as informações fornecidas pelo sistema de calorimetria compactadas em anéis topológicos concêntricos à célula de maior deposição energética.

1.3 Organização do trabalho

A organização deste documento foi estabelecida da seguinte forma: o capítulo 2 faz uma contextualização do problema que será abordado neste trabalho, apresentando alguns aspectos importantes da Física de Altas Energias, assim como do detector ATLAS. No capítulo 3, será mostrado o sistema de filtragem adotado pelos pesquisadores para encontrar os objetos de interesse e, dentre eles, o mais importante é o bóson de Higgs. O capítulo 4 apresenta a proposta de tese, abordando a aplicação de técnicas de Engenharia Elétrica aplicadas no ambiente de Física de Altas Energias.

No capítulo 5, serão mostrados os diferentes tipos de Calibração e Sistema de Monitoramento do Calorímetro de Telhas. O capítulo 6 aborda o Processador Central do *Trigger* e o Sistema de Calibração, que permitem a verificação do funcionamento da eletrônica envolvida na geração e transmissão dos sinais provenientes dos subdetectores, mais especificamente, dos calorímetros.

Os capítulos 7, 8 e 9 estão voltados para a classificação de partículas, no segundo nível de filtragem do sistema de *trigger* do ATLAS, desejando-se identificar os elétrons que possam estar associados ao bóson de Higgs em detrimento de jatos que estão associados ao ruído de fundo do experimento. O capítulo 7, mais especificamente, aborda a utilização da técnica Máquina de Vetores Suporte, enquanto o capítulo 8 envolve a utilização da técnica de compactação denominada Análise de Componentes Principais. O capítulo 9, por sua vez, aborda a utilização da técnica Máquina de Vetores de Núcleo. O capítulo 10 apresenta a comparação dos

resultados de classificação de partículas, apresentados a partir da utilização das diferentes abordagens utilizadas.

Finalmente, o capítulo 11 apresenta as conclusões e trabalhos futuros.

Capítulo 2

Física de Altas Energias e o detector ATLAS

Este capítulo apresenta o ambiente de Física de Altas Energias, mostrando, de forma resumida, os desafios atuais, através das pesquisas realizadas em laboratórios como o CERN (Organização Européia para a Pesquisa Nuclear), que, hoje, concentra suas atividades no acelerador de partículas LHC (*Large Hadron Collider*). Dentre os detectores do LHC, destaca-se o ATLAS (*A Thoroidal LHC ApparatuS*), no qual este trabalho é desenvolvido.

2.1 Histórico

Os povos antigos já pensavam a respeito das coisas e fenômenos a sua volta, mas os Gregos foram os primeiros a apresentar ideias, a respeito da composição da matéria, que ficaram preservadas até os dias de hoje. Os filósofos da cidade grega de Mileto, 500 anos aC, já tinham ideias a respeito dos componentes fundamentais que formam o mundo. Tales pensou que tudo no mundo fosse feito de água, enquanto Anaximenes pensou que o ar era a substância primária. Por volta de 400 aC, o filósofo grego Democritus, na cidade de Abdera, postulou que toda a matéria fosse feita de

minúsculas partículas que não poderiam ser destruídas ou quebradas. Mas não foi feito nenhum experimento que pudesse comprovar sua hipótese. Ele levou em conta o fato de que diferentes substâncias têm diferentes densidades. Porém, a maioria dos sábios Gregos adotou as teorias de Aristóteles, que acreditava que a matéria fosse uma estrutura contínua. As ideias de Democritus ficaram, então, esquecidas até os séculos XVII e XVIII, com o início da pesquisa científica moderna [1] [3].

2.2 O Universo e as Partículas

A teoria do *Big Bang* é a mais comumente aceita para explicar a origem do universo. Ela nos diz que tudo foi criado através de uma grande explosão que ocorreu há mais de 13 bilhões de anos atrás, enquanto tudo estava, então, extremamente quente e denso. Poucos momentos após esta ocorrência, o universo começou a esfriar, gerando as condições propícias para a criação de blocos de matéria, especialmente os *quarks* e elétrons, que são partículas constituintes de toda a matéria conhecida. Milésimos de segundos mais tarde, os *quarks* se agregaram para produzir os prótons e nêutrons que se juntaram para formar os núcleos dos átomos [1] [2].

Os processos de expansão e o esfriamento do universo continuaram e, aproximadamente, 380.000 anos depois, os elétrons se prenderam em órbitas ao redor dos núcleos, formando os primeiros átomos de hélio e hidrogênio, que são os elementos mais abundantes no universo. Após 1,6 milhões de anos, nuvens de gás começaram a dar forma a estrelas e galáxias. Surgiram, também, átomos mais pesados como, por exemplo, carbono, oxigênio e ferro [1] [2].

Portanto, o universo é composto de diferentes tipos de substâncias, compostas por átomos, que são compostos por prótons e nêutrons, que são compostos por quarks... Esta sequência de componentes cada vez menores leva ao seguinte questionamento: existe ou existem partículas fundamentais? Para responder a esta pergunta, os experimentos de Física de Altas Energias vêm sendo desenvolvidos ao

longo do tempo e levados ao limite científico/tecnológico da época em que são implementados [1- 3].

2.3 O modelo padrão

No século passado, os esforços de milhares de Físicos proporcionaram teorias e descobertas notáveis a respeito da estrutura fundamental da matéria: tudo no universo é feito de doze partículas fundamentais, governadas por quatro forças também fundamentais. As teorias que melhor tratam da identidade e propriedades destas constituintes básicas da matéria e as forças que atuam sobre elas compõem o Modelo Padrão de Partículas e Forças, desenvolvido na década de 1970. Desde então, vários Físicos realizaram experimentos que obtiveram sucesso na validação do Modelo Padrão, que se tornou uma teoria Física bem estabelecida [1] [2].

Embora o Modelo Padrão seja a melhor descrição que se tem a respeito do mundo subatômico, ainda deixa algumas questões em aberto, que deverão ser verificadas através de novos experimentos [1] [2].

2.3.1 Partículas materiais

Tudo, no mundo material, é feito de partículas materiais, que se subdividem em dois grupos básicos: os quarks e leptons. Cada grupo consiste de seis partículas, que são relatadas em pares ou “gerações”. As partículas mais leves e estáveis formam a primeira geração, enquanto aquelas mais pesadas e menos estáveis tornam-se a segunda e terceira gerações. Toda a matéria estável no Universo é composta de

partículas que pertencem à primeira geração. Portanto, toda partícula pesada decai rapidamente para o próximo nível de estabilidade [2].

Os seis quarks são agrupados em pares, formando três gerações: *up quark* e *down quark* pertencem a primeira geração; *charm quark* e *strange quark* pertencem a segunda geração e, finalmente, *top quark* e *bottom quark* compõem a terceira geração [2].

De forma semelhante, os seis léptons também se agrupam em pares formando gerações: *elétron* e *neutrino elétron*, *muon* e *neutrino muon*, assim como *tau* e *neutrino tau* [2].

2.3.2 Forças e Partículas

Há quatro forças fundamentais atuantes no Universo: forças forte, fraca, eletromagnética e gravitacional. A força gravitacional é a mais conhecida e atuante em nossa vida. Porém, no mundo subatômico, é extremamente fraca e não atua significativamente na interação entre átomos e moléculas. A força eletromagnética atua em partículas carregadas eletricamente, mantendo os elétrons nos átomos e os átomos nas moléculas e, assim, é a força mais importante para o entendimento de reações químicas e das diferenças entre os tipos de matéria. As forças fraca e forte são mais atuantes dentro dos núcleos dos átomos, sendo a primeira, a força nuclear fraca, a responsável por uma forma de radioatividade denominada decaimento beta; a segunda, a força nuclear forte, é responsável por manter juntos os prótons e nêutrons dentro dos núcleos [2] [3].

É sabido que três das quatro forças fundamentais resultam da troca de partículas transportadoras de força, que pertencem ao grupo dos chamados *bósons*. Partículas de matéria transferem quantidades discretas de energia através da troca de bósons. Cada força fundamental tem a sua partícula de bóson correspondente: a força forte é transportada pelo *gluon*, a eletromagnética pelo *fóton*, e a força fraca é

transportada pelos bósons W e Z . Entretanto, ainda não se conhece a partícula transportadora da gravidade [2] [3].

O Modelo Padrão considera, então, as forças eletromagnética, forte e fraca e os respectivos bósons, explicando muito bem como estas forças atuam em todas as partículas materiais. A Tabela 2.1 mostra, esquematicamente, as partículas elementares constituintes do Modelo Padrão:

Tabela 2.1: Partículas elementares do modelo padrão e forças transportadoras.

Partículas elementares do Modelo Padrão					
Quarks	Up	Charm	Top	Fóton	Forças Transportadoras
	Down	Strange	Bottom	Gluon	
Leptons	Neutrino Elétron	Neutrino Muon	Neutrino Tau	Z	
	Elétron	Muon	Tau	W	
Gerações	I	II	III		

2.3.3 O bóson de Higgs

Um dos maiores avanços em Física de Partículas ocorreu na década de 1970, quando físicos observaram que seria possível relacionar duas das quatro forças fundamentais: eletromagnética e fraca. Estas duas forças poderiam ser descritas dentro da mesma teoria, que formam as bases do Modelo Padrão. Esta unificação implica que a eletricidade, o magnetismo, a luz e alguns tipos de radiação são todas manifestações de uma única força denominada de força elétrica fraca. Porém, para que esta unificação esteja correta, do ponto de vista matemático, é necessário que as partículas transportadoras de força não tenham massa, o que não foi verificado

experimentalmente. Diante deste dilema, os Físicos Peter Higgs, Robert Brout e François Englert apresentaram uma possível solução para o problema [2].

Eles sugeriram que todas as partículas não tinham massa antes do *Big Bang*. Como o Universo esfriou e a temperatura caiu abaixo de valores críticos, um campo de forças invisível, chamado *campo de Higgs*, foi formado juntamente com o respectivo *bóson de Higgs*. O campo existe em todo o cosmo e qualquer partícula que interage com ele adquire massa através do bóson de Higgs. Quanto maior a interação de uma determinada partícula, mais pesada ela se torna, enquanto que, se não houver interação, a partícula não agrega massa [2].

Isto parece esclarecer as questões levantadas anteriormente, porém, o bóson de Higgs nunca havia sido verificado experimentalmente. Se esta teoria for comprovada, esclarecerá o fato de que partículas têm diferentes massas. Uma dificuldade a mais na solução deste enigma é que, mesmo do ponto de vista teórico, não foi possível estimar a massa do bóson de Higgs. Os Físicos levam em conta uma possível faixa de valores de massas na qual ele poderia ser encontrado. A faixa até aqui inexplorada poderá ser acessível através do LHC e detectores, como o ATLAS [2].

2.4 O LHC

Com o objetivo de ampliar as fronteiras do conhecimento subatômico, sendo a validação da teoria de Higgs talvez a mais importante delas, pesquisadores de vários países, incluindo o Brasil, utilizarão as informações provenientes das colisões de partículas hadrônicas no maior acelerador já construído – o LHC (*Large Hadron Collider*). O LHC tem, aproximadamente, 27 km de perímetro e se encontra a 100 metros de profundidade, situado na divisa entre a França e Suíça, como ilustra a Figura 2.1.

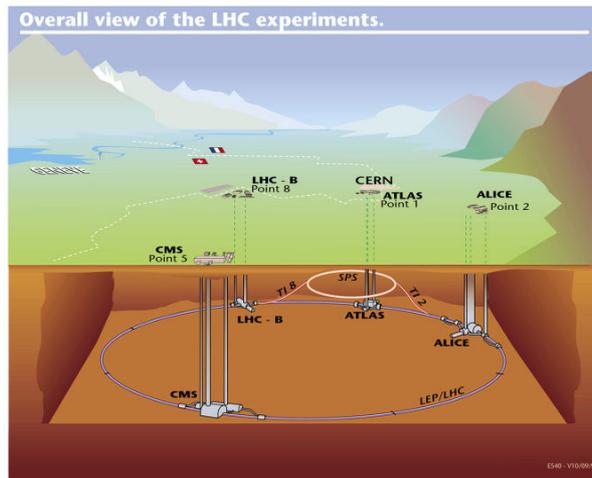


Figura 2.1 - Visão geral do LHC e seus experimentos principais. [6]

Os *hadrons* foram nomeados a partir do grego *àdros*, que significa forte, tendo em vista que dois grupos de partículas, os *baryons e mesons*, que formam as partículas hadrônicas, são influenciados pela força forte. Os hadrons são compostos de quarks como, por exemplo, os prótons, que contém três quarks, sendo dois do tipo *up* e o último do tipo *down*. Os nêutrons também são partículas hadrônicas, compostas por um quark *up* e dois do tipo *down* [1] [4].

Os prótons, que serão utilizados no LHC, podem ser obtidos removendo-se os elétrons dos átomos de hidrogênio. Eles serão acelerados em sentidos opostos no interior do acelerador, que aumenta a energia dos feixes de partículas, através de campos elétricos. A direção do feixe é mantida através de campos magnéticos. Inicialmente, os feixes de prótons são injetados no LHC com energia de 450 GeV e, finalmente, alcançam 7 TeV cada um, totalizando, portanto, 14 TeV no centro de massa de onde ocorre a colisão. Com esta energia, espera-se encontrar o bóson de Higgs [5] [6].

Para aumentar a possibilidade de ocorrência das colisões, a seção dos feixes é reduzida, tanto quanto possível, no ponto de interação, como ilustra a Figura 2.2.

Os principais componentes de um acelerador de partículas são: sistema de rádio frequência e campos elétricos, câmara de vácuo e magnetos [5] [6].

Os sistemas de rádio frequência se localizam em alguns pontos ao longo dos tubos dos feixes. Toda vez que o feixe passa pela cavidade do sistema de rádio frequência, parte da energia das ondas é transferida para as partículas [5] [6].

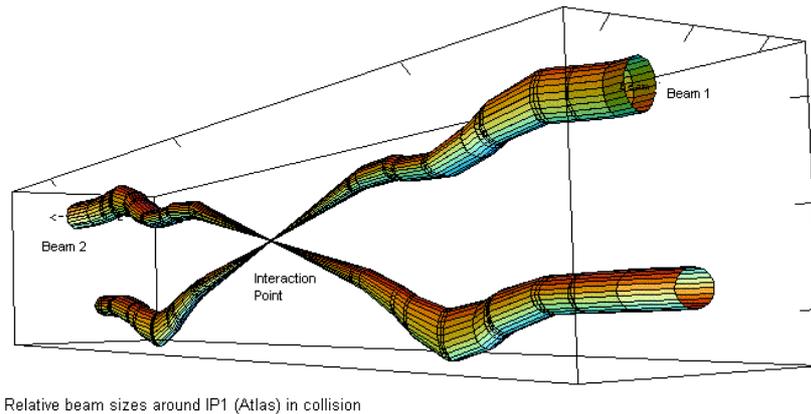


Figura 2.2 - Ilustração da redução da seção dos feixes no momento da colisão. [6]

As câmaras de vácuo são constituídas de tubos metálicos dentro dos quais os feixes de partículas trafegam. Elas são mantidas em altíssimo vácuo para minimizar a quantidade de gás presente em seu interior e, com isso, evitar colisões entre as partículas e as moléculas de gás [5] [6].

Dipolos magnéticos são, normalmente, usados para controlar a trajetória dos feixes em aceleradores circulares, como o LHC. Caso contrário, a trajetória deles seria em linha reta. No entanto, quanto maior a energia das partículas, maior será o campo magnético necessário para alterar suas trajetórias. Quadripolos magnéticos também são usados e têm a finalidade de manter as partículas dos feixes o mais próximas possível [5] [6].

Os feixes de prótons trafegam com velocidade próxima à da luz e o intervalo entre dois feixes é de 25 nano segundos e, conseqüentemente, a distância entre eles é de 7,5 metros [5] [6].

O evento de interesse é muito raro neste contexto e, portanto, serão necessárias muitas colisões para que ele possa ser observado. Um conceito importante é o da luminosidade, que está relacionada com o número de colisões por segundo e depende do número de partículas que compõem o feixe, assim como do tamanho de sua seção. Portanto, em Física de Altas Energias, deseja-se alcançar o maior nível de luminosidade possível para aumentar as chances de êxito do experimento. No caso do LHC, a luminosidade alcançará $10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$ [5] [6].

Mas, para analisar os resultados das colisões e identificar os eventos de interesse, são necessários detectores, que são instalados em determinados pontos do LHC. A função dos detectores é captar as informações das partículas resultantes do

processo de colisão. Informações como massa, velocidade e carga elétrica, por exemplo, ajudam os Físicos no trabalho de identificação [5].

Os detectores são divididos em subdetectores, que realizam tarefas específicas, consistindo, basicamente, de dois tipos principais: detector de traços, que revela o caminho percorrido pelas partículas que o atravessam e o sistema de calorimetria, que absorve e mede a energia das partículas [5].

Para ajudar na identificação de partículas, os detectores, normalmente, utilizam campos magnéticos, haja vista que, em sua presença, as partículas realizam uma trajetória curva, a partir da qual os Físicos calculam o momento das partículas, o que facilita a sua identificação [5].

A Figura 2.3 ilustra diferentes camadas de detectores, sendo a camada mais interna a do detector de traços. Como pode ser observado, os fótons, elétrons e pósitrons são absorvidos pelo calorímetro eletromagnético; os prótons, pions e nêutrons são absorvidos pelo calorímetro hadrônico e os múons passam direto por todas as camadas [5].

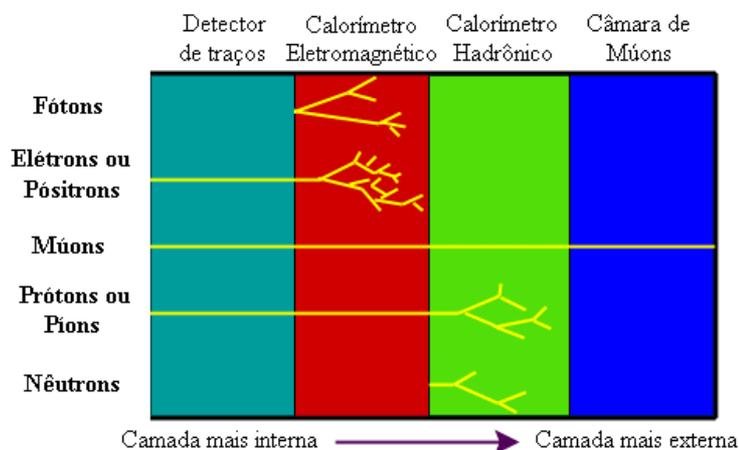


Figura 2.3 - As partículas e as camadas dos detectores. [5]

Há seis detectores presentes no LHC: ATLAS, CMS, ALICE, LHCb, TOTEM e LHCf [7].

O detector ATLAS (*A Thoroidal LHC ApparatuS*) investigará uma gama considerável de fenômenos físicos, incluindo a procura do bóson de Higgs, dimensões extras e partículas que poderiam compor a matéria escura [8] [30].

O CMS (*Compact Muon Solenoid*) é um experimento que, assim como o ATLAS, também tem, como objetivo, investigar vários fenômenos físicos como o bóson de Higgs, dimensões extras e matéria escura. Embora o CMS tenha os mesmos objetivos do ATLAS, são usadas diferentes soluções técnicas e diferentes projetos do sistema magnético [31].

O experimento ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*) explorará os resultados de colisões de íons para recriar, em laboratório, as condições logo após a ocorrência do *Big Bang*. Com este detector, os Físicos desejam estudar fenômenos específicos como o plasma quark-gluon, que pode ter existido por pouco tempo depois do *Big Bang* [32].

A partir dos resultados obtidos pelo LHCb (*Large Hadron Collider beauty*¹), espera-se entender porque o Universo parece ser composto quase que totalmente de matéria, mas não de anti-matéria [33].

TOTEM (*TOTAL Elastic and diffractive cross section Measurement*) tem a finalidade de medir o tamanho dos prótons e, também, monitorar a luminosidade do LHC [34].

O experimento LHCf (*Large Hadron Collider forward*) utiliza partículas criadas no interior do LHC com o objetivo de simular raios cósmicos em condições de laboratório [35].

O ATLAS e o CMS são os maiores detectores presentes no LHC. Embora eles tenham os mesmos objetivos, são projetos diferentes, o que é importante para a confirmação no caso de alguma nova descoberta. O LHCb, assim como o ALICE, tem objetivos bem específicos e são detectores de médio porte [7].

Os detectores ATLAS, CMS, ALICE e LHCb estão instalados em quatro cavernas ao redor do LHC, como ilustra a Figura 2.1. Os experimentos TOTEM e LHCf são muito menores, se comparado com os demais. O TOTEM está localizado próximo ao detector CMS, enquanto que o LHCf está próximo do ATLAS [7].

Como este trabalho está voltado para as informações provenientes do detector ATLAS, suas características serão vistas mais detalhadamente a seguir.

¹ O quinto quark foi denominado de “b” e é conhecido como *bottom* em analogia com o *quark down*, embora alguns Físicos prefiram chamá-lo de *beauty*, devido ao *quark charm* [1].

2.5 O Detector ATLAS

O ATLAS é um detector de propósito geral, instalado no LHC. A partir dos resultados fornecidos pelo ATLAS, deseja-se conhecer mais a respeito das forças básicas que constituíram o Universo desde o início dos tempos, assim como entender a origem das massas, dimensões extras do espaço, buracos negros microscópicos e evidências da matéria escura [8].

No desenvolvimento de um experimento tão grandioso e complexo quanto o ATLAS, estão envolvidos, aproximadamente, 2500 pesquisadores provenientes de 37 países, o que representa um dos maiores esforços colaborativos em pesquisas científicas já vistos.

A principal característica do ATLAS é o enorme sistema magnético em forma de anel. São oito bobinas magnéticas supercondutoras de 25 metros, posicionadas cilíndricamente em torno do tubo de feixes de partículas, que passa no centro do detector. Suas dimensões são: 44 metros de comprimento, 25 metros de altura e 25 metros de largura, pesando 7000 toneladas aproximadamente. A Figura 2.4 mostra o detector ATLAS, em corte, com alguns de seus objetos constituintes [8].

O detector ATLAS consiste de três componentes principais: detector de traços, sistema de calorimetria e espectrômetro de múon. A seguir, serão descritas algumas características importantes destes três itens.

2.5.1 Sistemas de coordenadas

É necessária a utilização de um sistema de coordenadas que possibilite a identificação da posição e trajetória das partículas que interagem com o detector. O sistema adotado pelo ATLAS inclui os parâmetros pseudorapidez (η), o ângulo azimutal (ϕ) e a coordenada z , ilustrados na Figura 2.5.

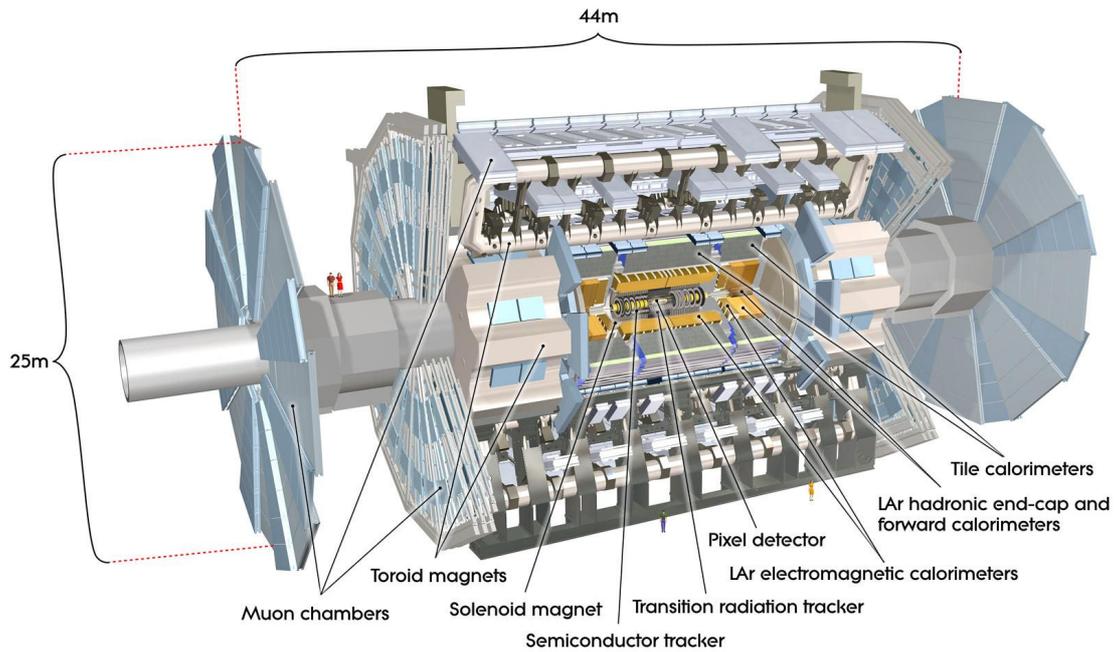


Figura 2.4 - Detector ATLAS e alguns de seus objetos constituintes. [8]

A pseudorapidez está relacionada com o ângulo de inclinação entre a trajetória das partículas incidentes no detector e o eixo dos feixes das partículas.

Portanto, através da pseudorapidez, do ângulo azimutal, que pode variar de 0 a 2π , e da coordenada z , é possível determinar pontos do detector, o que será muito útil para identificar células nas quais alguma energia foi depositada.

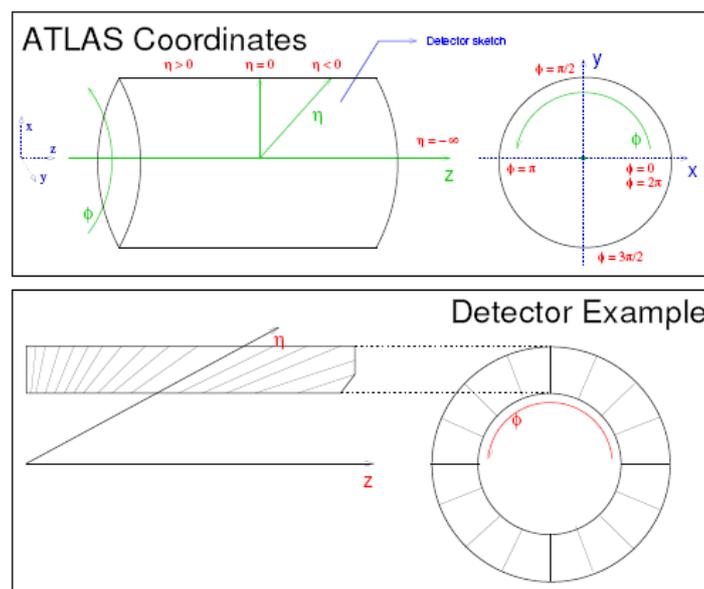


Figura 2.5 - Sistema de coordenadas do ATLAS. [11]

Os parâmetros η e φ são definidos a partir de transformações não-lineares das coordenadas cartesianas, como mostram as equações 2.1 a 2.3:

$$\varphi = \text{atan} \left(\frac{x}{y} \right) \quad (2.1)$$

$$\theta = \text{atan} \left(\frac{x}{z} \right) \quad (2.2)$$

$$\eta = -\log \left(\tan \left(\frac{\theta}{2} \right) \right) \quad (2.3)$$

2.5.2 Detector de traços

Quando uma partícula carregada está sob a influência de campo magnético, sua trajetória é curva, sendo que o raio de curvatura e a direção da deflexão dependem do momento e da carga da partícula.

A função do detector de traços é possibilitar a reconstrução da trajetória de partículas carregadas, provenientes das colisões, que viajam na direção do calorímetro eletromagnético, contribuindo, juntamente com o sistema de calorimetria e de múons, para a identificação de elétrons, fótons e múons. O detector de traços fornece, portanto, uma importante assinatura extra para o decaimento de partículas com vida curta [9].

A Figura 2.6 mostra um modelo do detector de traços, que se situa na parte mais interna do ATLAS.

Aproximadamente 1.000 partículas emergirão das colisões do LHC, criando uma grande quantidade de traços no detector. Para alcançar os requerimentos impostos pelos processos físicos, como o momento magnético, por exemplo, medições com alta precisão devem ser feitas com o detector construído com fina granularidade. Detectores de traços compostos por semicondutores – SCT (*Semi-*

Conductor Tracker), utilizando pastilhas microscópicas (*Pixels*) de silício, em conjunto com os detectores de traços em microtubos – TRT (*Transition Radiation Tracker*) oferecem as características necessárias para alcançar os objetivos propostos para este detector [30].

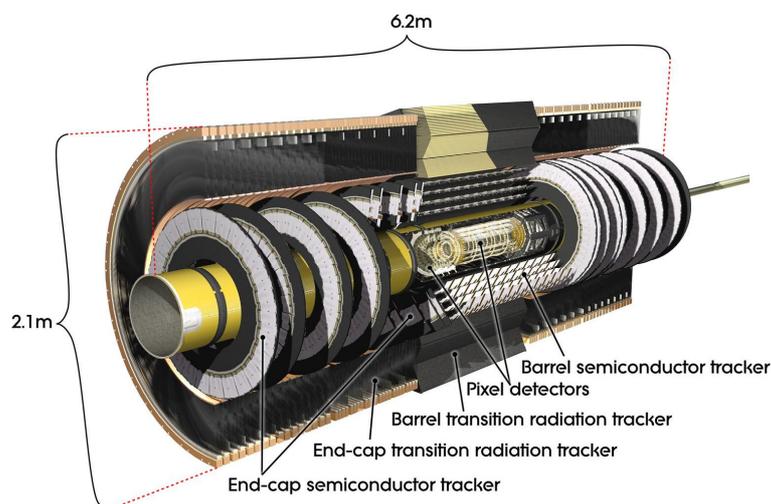


Figura 2.6 - Modelo do detector de traços. [8]

2.5.3 Sistema de calorimetria

Conceitualmente, um calorímetro é um bloco de matéria sensível à passagem de partículas (provenientes das colisões, por exemplo) e, conseqüentemente, permite que haja a deposição de energia no interior do detector em uma subseqüente cascata ou “chuveiro” de partículas menos energéticas. Parte da energia incidente é dissipada na forma de calor. Porém, uma fração, normalmente bem reduzida, desta energia pode gerar sinais mais práticos de serem trabalhados como luz e carga ionizante, que são proporcionais à energia inicial [36] [37].

Os calorímetros apresentam outras características importantes além da resposta energética: são sensíveis a partículas neutras e carregadas; calorímetros com fina segmentação possibilitam medições precisas da posição e do ângulo das

partículas incidentes; podem operar em ambientes com altas taxas de eventos e os padrões de deposição energética podem ser usados para a identificação de partículas [36] [37].

Portanto, o sistema de calorimetria desempenha um papel fundamental no detector ATLAS, tendo em vista que sua resolução intrínseca melhora com a energia envolvida no processo de colisão, fazendo com que os calorímetros sejam muito importantes em experimentos de Física de Altas Energias [10].

Através dos resultados obtidos pelos calorímetros, será possível realizar medições precisas de energia e direção de elétrons, fótons e jatos, assim como a energia perdida de um evento (*missing E_T*). Estes parâmetros serão importantes para o sistema de *trigger* separar as partículas de interesse, em um ambiente complexo e ruidoso [10].

Os principais componentes do sistema de calorimetria do ATLAS são os calorímetros eletromagnético, hadrônico e *forward*.

O calorímetro eletromagnético é utilizado para detectar partículas que desenvolvem cascatas eletromagnéticas como elétrons ou fótons e situam-se na parte mais interna do sistema de calorimetria. O calorímetro eletromagnético é dividido em 3 camadas, sendo a segunda a mais profunda. As segmentações (resolução em $\eta \times \varphi$) das camadas são diferentes, sendo as mais internas mais segmentadas para permitir a localização mais precisa das partículas que o atravessam. As camadas mais externas são menos segmentadas, porém são mais profundas, para que a energia das partículas incidentes possa ser absorvida. Antes da primeira camada, há o pré-irradiador (*pré-sampler*), que funciona basicamente como um calorímetro de menor espessura. Os sinais gerados pelo calorímetro eletromagnético são extraídos do detector e enviados para pré-amplificadores [10] [11].

O calorímetro hadrônico é utilizado para detectar partículas ou jatos que desenvolvem cascatas baseadas em hadrons como nêutons, píons e prótons e situa-se na parte mais externa do sistema de calorimetria, adjacente ao calorímetro eletromagnético. O calorímetro hadrônico é composto por 3 camadas com segmentação mais uniforme que a do calorímetro eletromagnético. O tamanho das células é maior do que as do calorímetro eletromagnético. Isto ocorre porque os chuveiros de partículas hadrônicas são mais largos e profundos, gerando maiores flutuações nas medidas de energia e, com isso, uma segmentação tão fina não é

necessária [11]. A principal tarefa deste calorímetro é possibilitar a reconstrução de jatos [10].

O calorímetro avançado (*forward*) tem a função de detectar partículas próximas ao eixo do feixe de colisão e é utilizado, normalmente, para o processamento *offline*.

A Figura 2.7 mostra os constituintes do sistema de calorimetria. O barril de telhas (*Tile barrel* e *Tile extended barrel*) e a tampa hadrônica utilizando Argônio líquido (*LAr hadronic end-cap*) fazem parte do calorímetro hadrônico; enquanto a tampa e o barril eletromagnéticos, ambos utilizando Argônio líquido (*LAr electromagnetic end-cap* e *LAr electromagnetic barrel*) fazem parte do calorímetro eletromagnético [11].

O Argônio líquido é um material absorvedor utilizado, juntamente com eletrodos de chumbo, para captar os íons formados durante a interação das partículas incidentes. Nas seções mais internas do sistema de calorimetria, os elementos sensíveis são compostos de Argônio líquido. Devido à interação com o “chuveiro de partículas”, há a liberação de elétrons que são coletados pelo sistema de detecção [8] [11].

Por outro lado, nas seções hadrônicas (mais externas), os sensores são telhas de material cintilante que, quando interagem com o “chuveiro” de partículas, emitem luz que é captada pelo sistema de detecção [8].

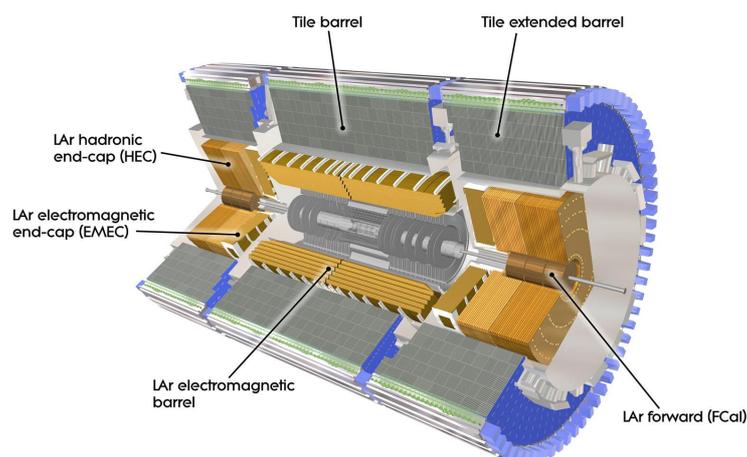


Figura 2.7 - Sistema de calorimetria. [8]

O calorímetro de telhas (TileCal) será explorado um pouco mais detalhadamente, haja vista que os trabalhos envolvendo a calibração, abordados nesta Tese, se referem de forma mais contundente a este subdetector, pelo fato de ser pioneiro neste segmento de trabalho e, também, pela proximidade da colaboração entre o LPS (Laboratório de Processamento de Sinais da UFRJ) e o grupo do TileCal.

2.5.3.1 Calorímetro de telhas

O TileCal é um dos subdetectores do ATLAS e foi projetado para ser um grande calorímetro hadrônico, utilizando materiais metálicos como absorvedores e telhas cintilantes que, através de fibras ópticas, formam o meio ativo para o sistema de leitura dos sinais gerados das colisões. O TileCal está posicionado externamente ao calorímetro eletromagnético e as telhas são posicionadas perpendicularmente às partículas provenientes das colisões.

O TileCal consiste de uma estrutura cilíndrica com raio interno de 2.280 mm e raio externo de 4.230 mm e é subdividido em um barril central com 5.640 mm de comprimento e dois barris estendidos, cada um em uma extremidade, com 2.910 mm, ilustrados na Figura 2.8.

As fibras ópticas coletam a luz das telhas cintilantes e as células de leitura são, então, definidas agrupando um conjunto de fibras em uma fotomultiplicadora. Radialmente, o TileCal é segmentado em três camadas, com granularidade equivalente a $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$ ($0,2 \times 0,1$ na última camada). A Figura 2.9 ilustra a configuração do TileCal.

O sistema de leitura foi feito de tal modo que é possível definir a projeção geométrica tridimensional dos eventos gerados no TileCal.

Partículas ionizadas atravessando as telhas induzem a produção de luz com comprimento de onda da ordem de ultra-violeta, que é posteriormente convertida em luz visível pelos cintiladores e se propaga então pelas fibras ópticas. Uma fração da

luz, emitida pelas fibras, chega às fotomultiplicadoras e é propagada internamente por reflexão, quando é detectada.

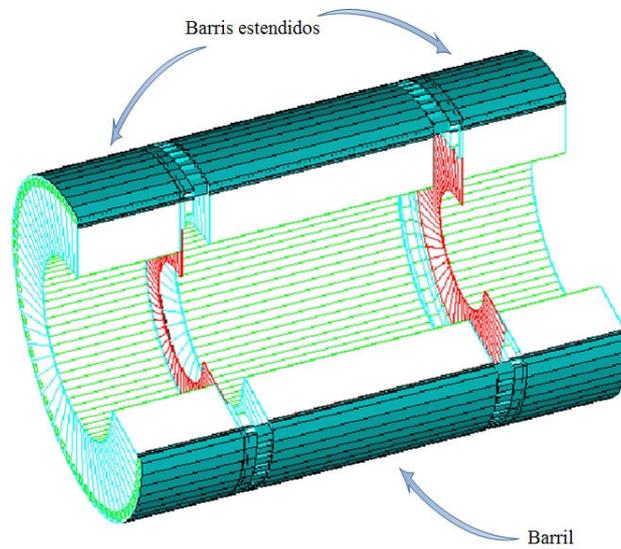


Figura 2.8 – Segmentações do TileCal em barril e barris estendidos.

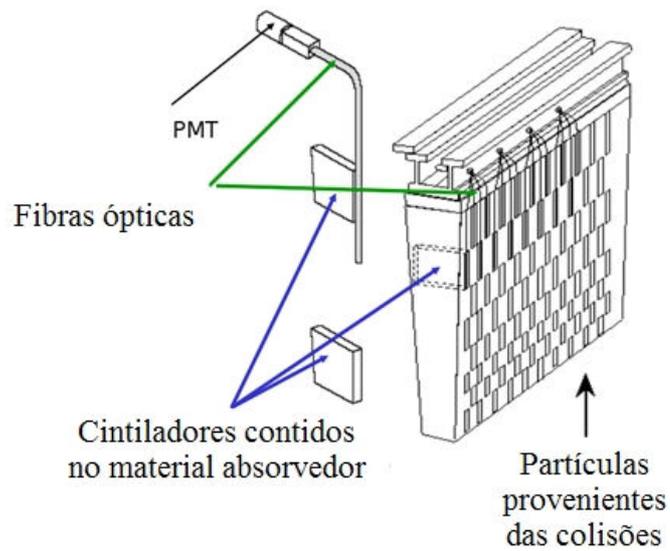


Figura 2.9 – Ilustração dos constituintes do TileCal.

Uma importante característica do sistema óptico é alcançar e manter o mínimo rendimento possível para que a resolução do detector não seja comprometida pela não detecção de eventos de interesse provenientes das colisões.

Para exemplificar a complexidade de todo o sistema do TileCal, aproximadamente 460.000 telhas cintilantes foram necessárias para a sua construção, sendo que metade delas foi usada no barril e 25% do total em cada um dos barris estendidos.

A eletrônica do TileCal foi projetada para atender aos requisitos de tempo do sistema de leitura baseado nas informações luminosas. Cada célula do TileCal é lida por duas PMTs, visando a redundância do sistema de leitura, o que resulta em, aproximadamente, 10.000 canais.

A luz gerada pelas telhas cintilantes e fibras ópticas produz sinais com largura de pulso de, aproximadamente, 17 ns que devem ter o mínimo ruído possível de modo que seja possível medir sinais com energias menores.

O projeto da eletrônica do sistema de leitura foi realizado baseado em projetos modulares, constituídos pelas partes ópticas, analógicas e digitais, como ilustrado na Figura 2.10, e tem a função de converter os sinais luminosos em sinais eletrônicos.

A parte óptica compreende as telhas cintilantes e fibras ópticas, que convertem as informações provenientes das colisões e calibrações por Césio em sinais luminosos. Há ainda os denominados *mixers* e as PMTs, que recebem a luz convertida pelas telhas e transmitida pelas fibras, além dos sinais de calibração via laser. Mais detalhes sobre as calibrações serão explorados posteriormente. Os *mixers* têm a função de agrupar as fibras ligadas às PMTs, formando assim as células do TileCal. A conversão da luz, proveniente das fibras agrupadas, em carga elétrica é feita pelas PMTs.

Na parte analógica, o *divider* tem a finalidade de dividir a tensão proveniente dos tubos das PMTs, além de servir como soquete, permitindo a conexão entre as PMTs e a eletrônica subsequente sem utilização de fios e cabos, o que minimiza a capacitância e, assim sendo, reduz a probabilidade de ruído e problemas de conexão. O circuito eletrônico, denominado *shaper*, realiza a interface entre as PMTs e as memórias dedicadas, e foi projetado para processar os pulsos de corrente das PMTs em sinais analógicos. O circuito integrador tem a finalidade da medição da corrente média de cada célula do calorímetro devido à deposição energética gerada por fonte radioativa de Césio, que tem a finalidade de calibração.

A parte digital incorpora o módulo denominado *3-in-1*, que faz a integração entre o *shaper* e *integrator* com os responsáveis pela transferência das informações, que são os RODs (*Read-Out Drivers*), ROBs (*Read-Out Buffers*) e o *general DAQ*. Os RODs comunicam diretamente com os ROBs e têm a tarefa de coletar as informações digitalizadas e transmiti-las para os ROBs, para que sejam processadas posteriormente.

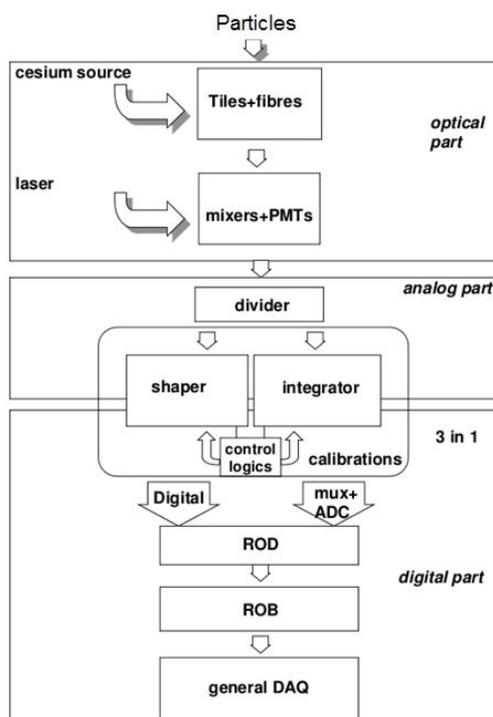


Figura 2.10 – Diagrama de blocos do sistema de leitura do TileCal.

2.5.4 Espectrômetro de múon

Múons com alto momento estão entre as promissoras assinaturas físicas dos experimentos do LHC [12]. Estas partículas são 200 vezes mais pesadas que os elétrons e são capazes de atravessar todos os materiais absorvedores de energia dos calorímetros sem serem absorvidas [8].

Para explorar esta informação, a colaboração ATLAS projetou um espectrômetro de múon com alta resolução [12], em torno do sistema de calorimetria, que possibilita a medição da trajetória das partículas incidentes e, assim, determinar o momento com grande precisão [8].

O espectrômetro apresenta um grande potencial de descobertas físicas e tem sido otimizado para processos específicos como, por exemplo, o Modelo Padrão e decaimento de Higgs. Para se obter uma boa performance para momento transverso, que são pequenos na escala da Física do LHC, *beauty* e violação CP² também são estudadas [12].

Estes detectores consistem de milhares de sensores localizados na presença de campo magnético gerado por grandes bobinas supercondutoras no formato toroidal.

O espectrômetro se baseia na deflexão da trajetória dos múons em um sistema com três grandes toróides magnéticos, compostos por bobinas supercondutoras e detectores de traços com alta resolução. Outra característica importante é que a configuração do campo magnético gerado é praticamente ortogonal à trajetória dos múons [8] [12].

Na região do barril do espectrômetro, as trajetórias são medidas por câmaras com três camadas cilíndricas ao redor do eixo do feixe de partículas. Nas tampas, as câmaras são instaladas verticalmente [12].

A Figura 2.11 ilustra o espectrômetro de múons do ATLAS. As câmaras MDT (*Monitored Drift Tube*) realizam precisas medições de coordenadas na direção do campo magnético e, assim, fornecem medidas de momento dos múons, cobrindo uma área de mais de 5.500 metros quadrados [12].

Na região do barril, os sinais de *trigger* são fornecidos por um sistema de câmaras RPC (*Resistive Plate Chambers*), que usam placas de bakelite e são mais fáceis de produzir [12].

As câmaras TGC (*Thin Gap Chambers*) têm um papel importante nas tampas do espectrômetro, haja vista que contribuem para as funcionalidades do sistema de *trigger* e, também, com a coordenada azimutal para complementar a medida de coordenadas realizada pelas câmaras MDT [12].

² Acredita-se que existiram quantidades iguais de matéria e anti-matéria no passado distante da história do Universo. Atualmente, a quantidade de anti-matéria é muito menor que a de matéria, e isto é conhecido como violação CP [13].

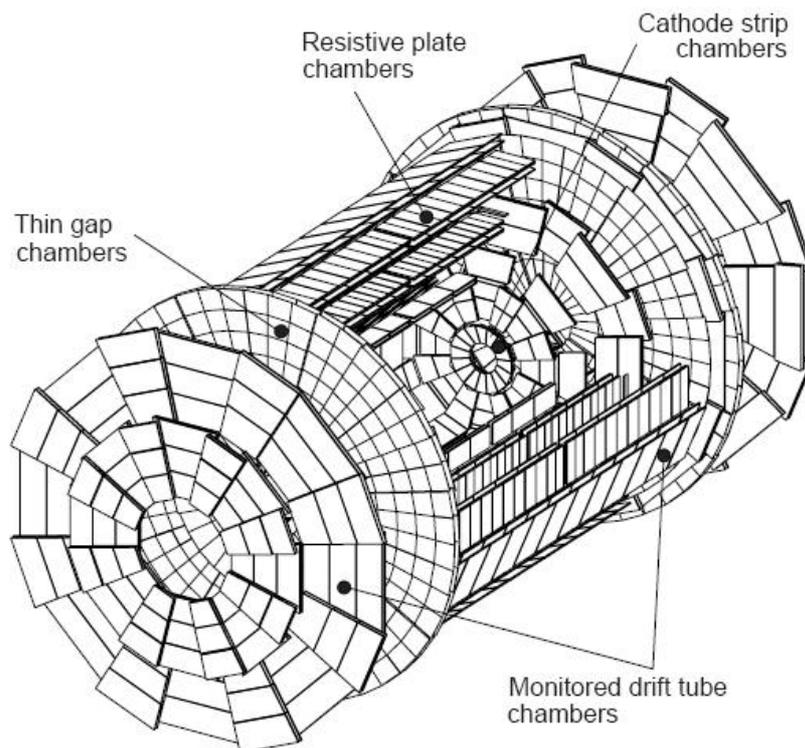


Figura 2.11 - Espectrômetro de Múons. [12]

No ATLAS, por causa do calorímetro avançado, a primeira estação de medição de múons sofre influência de ruído de fundo do experimento com uma alta taxa ($> 200 \text{ Hz/cm}^2$) e, neste contexto, a tecnologia mais adequada é a utilização de câmaras CS (*Strip Cathode*), que também são mais adequadas para áreas menores. [12].

Capítulo 3

Sistema de Filtragem

Para avançar a fronteira do conhecimento na área de Física de Partículas, os trabalhos são dirigidos pelos objetivos traçados, que têm que ser alcançados no ambiente com alta taxa de eventos do LHC (colisões a cada 25 ns), a partir da informação obtida de detectores complexos como o ATLAS, para que se encontrem os objetos de interesse. Em particular, no LHC, os eventos são raros, tendo em vista que a maior parte dos eventos gerados ou já foi estudada extensivamente ou então é ruído intrínseco ao experimento.

Um dos principais objetivos do ATLAS é a identificação do bóson de Higgs que, se realmente existir, será uma partícula rara, não sendo possível detectá-la diretamente, porque decai em partículas mais estáveis antes mesmo que qualquer sistema de detecção seja capaz de identificá-la. Sendo assim, sua identificação será feita de forma indireta, detectando-se as partículas resultantes do decaimento, previstas teoricamente, através de parâmetros como energia e momento das partículas, que serão utilizados para formar um *menu de trigger*.

A taxa esperada para a produção do bóson de Higgs, por exemplo, com 120 GeV, para o modo de decaimento raro em dois fótons, será menor que 0,001 HZ. Portanto, a estratégia de seleção tem que garantir que estes eventos raros não sejam perdidos e, ao mesmo tempo, promover a redução da taxa de saída para um valor que seja viável o armazenamento definitivo, permitindo análises posteriores [14].

Como já foi mencionado, o menor intervalo de tempo entre as colisões dos blocos de partículas no LHC é de 25 ns, o que equivale a uma taxa de 40 MHz. Como em cada colisão ocorrem, em média, 25 interações, a taxa total sobe para, aproximadamente, 1 GHz. Portanto, com o experimento funcionando durante 10 anos,

como previsto, torna-se inviável o armazenamento de toda a informação produzida para a posterior análise *offline*. Por outro lado, a análise em tempo real também se torna inviável, porque seriam necessários recursos tecnológicos altamente velozes para atender o processo de seleção de eventos de forma eficaz durante o intervalo de 25 ns. Neste contexto, a estratégia de seleção *online* de eventos se torna a opção factível nos dias de hoje.

A seleção *online* tem que ser eficiente, mantendo o alcance da Física do detector ATLAS, assim como ser flexível para operar em um ambiente tão desafiador quanto o do LHC. Além do mais, deve fornecer uma seleção robusta e, sempre que possível, redundante, para aumentar a confiabilidade. É altamente recomendável rejeitar eventos indesejáveis ou ruídos de fundo do experimento o mais rápido possível para otimizar o uso dos recursos disponíveis [14].

O sistema de filtragem do ATLAS é composto por três níveis de seleção *online* de eventos, sendo que cada nível refina as decisões tomadas no nível anterior, como ilustra a Figura 3.1.

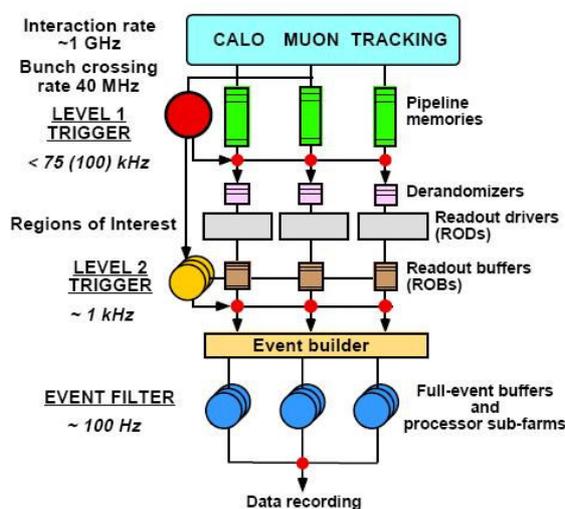


Figura 3.1 - Diagrama de blocos do sistema de filtragem do ATLAS. [15]

O nível 1 do sistema de *trigger* (LVL1), que é desenvolvido em *hardware/firmware*, recebe as informações provenientes dos detectores a uma taxa de interações em torno de 1 GHz, reduzindo-a para 100 kHz. O nível 2 (LVL2) é implementado por computadores pessoais, formando um *cluster* com 500 máquinas que, por sua vez, reduz a taxa de eventos para até 1 kHz. Finalizando a sequência do *trigger*, de forma semelhante ao nível 2, o nível 3 ou *Event Filter* (EF) utiliza

algoritmos mais elaborados e que demandam maior tempo de execução. No final do *Event Filter*, a taxa de interações é reduzida para, aproximadamente, 100 Hz e os dados são armazenados definitivamente [14][15].

A seguir, estes três níveis serão abordados mais detalhadamente.

3.1 Primeiro nível de filtragem

O primeiro nível de filtragem (ou *trigger*) é aquele que recebe o maior volume de informações, sendo responsável pela primeira avaliação e seleção inicial dos eventos, resultantes das colisões, que foram captados pelos subdetectores constituintes do ATLAS.

Este nível recebe, principalmente, as informações dos detectores de múons, assim como do sistema de calorimetria. Múons com alto momento transversal (*high - p_T*) são identificados através do espectrômetro de múon, enquanto que a seleção do sistema de calorimetria objetiva identificar elétrons e fótons com alto *p_T*, jatos, taus decaindo em hádrons, energia total (E_T) e energia perdida (*missing - E_T*) [15].

O *trigger* de decisão do LVL1, denominado por L1A (*Level - 1 Accept*), é baseado em combinações de objetos requeridos em coincidência ou veto. São utilizados critérios de seleção previamente estabelecidos, através de um *menu de trigger*, que é implementado de forma flexível, podendo ser programado para selecionar eventos usando assinaturas mais complexas [15].

A Tabela 3.1 mostra um exemplo de *menu de trigger* do LVL1, para luminosidade de $10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$, com os respectivos níveis de energia e a frequência de ocorrência durante a operação do LHC.

Como pode ser visto na Figura 3.1, a taxa máxima que o sistema de saída do LVL1 pode lidar é de 100 kHz. Considerando o *menu de trigger* que atenda às necessidades do programa da Física do ATLAS, os estudos de performance mostram que a taxa projetada (100 kHz) é mais que o dobro daquela estimada (40 kHz). Este

fator de segurança se deve ao fato de existirem incertezas nos cálculos por causa do estado da arte das pesquisas [15].

Tabela 3.1: Exemplo de *menu* de *trigger* do LVL1 [15].

Trigger	Rate (kHz)
Single muon, $p_T > 20$ GeV	4
Pair of muons, $p_T > 6$ GeV	1
Single isolated EM cluster, $E_T > 30$ GeV	22
Pair of isolated EM clusters, $E_T > 20$ GeV	5
Single jet, $E_T > 290$ GeV	0.2
Three jets, $E_T > 130$ GeV	0.2
Four jets, $E_T > 90$ GeV	0.2
Jet, $E_T > 100$ GeV AND missing $E_T > 100$ GeV	0.5
Tau, $E_T > 60$ GeV AND missing $E_T > 60$ GeV	1
Muon, $p_T > 10$ GeV AND isolated EM cluster, $E_T > 15$ GeV	0.4
Other triggers	5
Total	~40

Outro aspecto importante do sistema de filtragem é a latência, que é o intervalo de tempo gasto pelo LVL1 para gerar e distribuir a decisão e, sendo assim, deve ser a menor possível, tendo em vista que o intervalo entre as colisões é muito pequeno (25 ns). A latência do LVL1, medida entre a ocorrência das colisões próton-próton e a disponibilização do *trigger* de decisão na saída do LVL1 é de, no máximo, 2,5 μ s, sendo que, de fato, a latência requerida é de 2,0 μ s, deixando 500 ns como contingência de segurança [15].

Para que o sistema de *trigger* e aquisição de dados do ATLAS funcione de maneira a atender aos objetivos do experimento, são necessárias interfaces que realizem a transferência dos dados, de maneira eficiente, entre os níveis de filtragem. Considerando o fluxo de dados da Figura 3.1, observa-se que, entre os níveis 1 e 2, há vários módulos de armazenamento: *pipelines*, que armazenam as informações provenientes das colisões e que foram captadas pelos subdetectores; os *derandomizers*, que armazenam somente as informações de interesse identificadas pelo nível 1; *Readout Drivers* (ROD), que coletam as informações dos links de saída do nível 1 para os *Readout Buffers* (ROB) [16].

Como a estratégia de seleção de eventos adotada envolve o processamento *online*, toda a informação gerada deve ser armazenada em memórias *pipeline* durante

a latência. Estas memórias são, geralmente, compostas por circuitos integrados customizados, localizados próximos ao detector, em regiões de difícil acesso e que, durante a operação do LHC, apresentam altos níveis de radiação [15].

Quando o *trigger* de decisão L1A é gerado, indicando que algum evento de interesse ocorreu, os dados referentes ao evento são transferidos das memórias *pipelines* para os *derandomizers*, que são memórias intermediárias, até que sejam totalmente transferidos para os ROB, através do ROD. Os ROD são os últimos elementos constituintes do sistema eletrônico de leitura do nível 1 e coletam e organizam os dados que serão enviados aos ROBs, através dos *Readout Links* [15].

Por sua vez, os ROB são módulos que recebem os dados dos ROD e transferem para o nível 2 e, caso o *trigger* de decisão do nível 2 seja gerado, os dados são transmitidos dos ROBs para o nível 3 – *Evento Filter* (EF). Eventos selecionados pelo LVL1 são lidos dos sistemas eletrônicos das saídas dos detectores para os 1700 ROB, aproximadamente. Um grande número de canais dos sistemas eletrônicos das saídas é multiplexado em cada ROB [15].

Como foi visto anteriormente, a latência máxima é de 2,5 μ s e, neste período, ocorrem 100 colisões, sendo que os dados gerados são armazenados nas memórias *pipelines*. Dessa forma, é preciso identificar, em todo o conteúdo armazenado, quais os dados pertencentes a cada um dos eventos. Sendo assim, um requerimento essencial do LVL1 é a identificação dos eventos de interesse que deverão ser enviados ao LVL2. Os dados gerados pelos subdetectores são, então, relacionados com as respectivas colisões – BCID (*Bunch Crossing Identification*) – representando uma forma de identificação importante que também deverá ser repassada ao LVL2.

O nível 1, portanto, recebe as informações dos calorímetros e dos detectores de múons e, havendo a ocorrência de algum dos objetos de interesse da pesquisa do ATLAS, é gerado um *trigger* de decisão, informando ao nível 2 a necessidade de transferir os dados. Porém, o nível 2 examina somente regiões do detector que foram identificadas pelo nível 1 como potencial localização de informações interessantes e que merecem ser analisadas mais detalhadamente. Estas regiões são chamadas regiões de interesse – RoI (*Region - of - Interest*) – e estão ilustradas na Figura 3.2 [16].

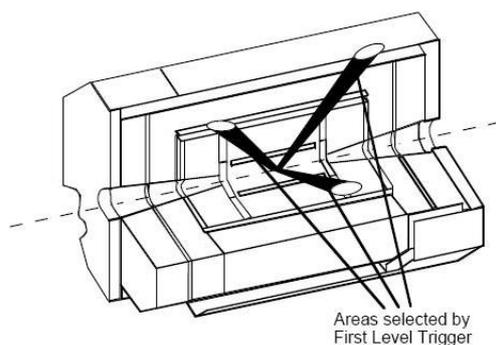


Figura 3.2 – Regiões de Interesse selecionadas pelo nível 1 do sistema de *trigger*. [16]

O LVL1 atribui, às RoI, possíveis candidatos de múons com alto p_T , elétrons e fótons, taus e hádrons, e jatos. Portanto, as informações contidas nas RoI, que são as posições η e ϕ , e os critérios de seleção do LVL1 são disponibilizados para o LVL2. Baseado nestas informações, o LVL2 decide quais os dados de cada subdetector estão associados a cada RoI e, assim, somente estes dados são transferidos para os processadores do LVL2. Com este procedimento, o volume de dados que serão analisados no nível 2 é reduzido consideravelmente, tendo em vista que o *trigger* do LVL2 tem que acessar e processar uma pequena fração dos dados totais gerados pelos subdetectores. Isto representa uma vantagem considerável em termos de processamento e movimentação de dados, permitindo que o LVL2 realize processamentos mais elaborados [16].

Além das RoI, o LVL1 também fornece informações a respeito de propriedades dos eventos, tais como energia total, energia perdida, e especifica também quais assinaturas os eventos selecionados obtiveram [16].

O sistema de *trigger* do LVL1 pode ser sintetizado, como ilustra a Figura 3.3, em quatro blocos constituintes: *trigger* do sistema de calorimetria, *trigger* do sistema de múon, processador central do *trigger* (CTP – *Central Trigger Processor*) e o sistema de controle, *trigger* e temporização (TTC – *Timing, Trigger and Control*). As funções de cada um desses blocos estão descritas um pouco mais detalhadamente a seguir.

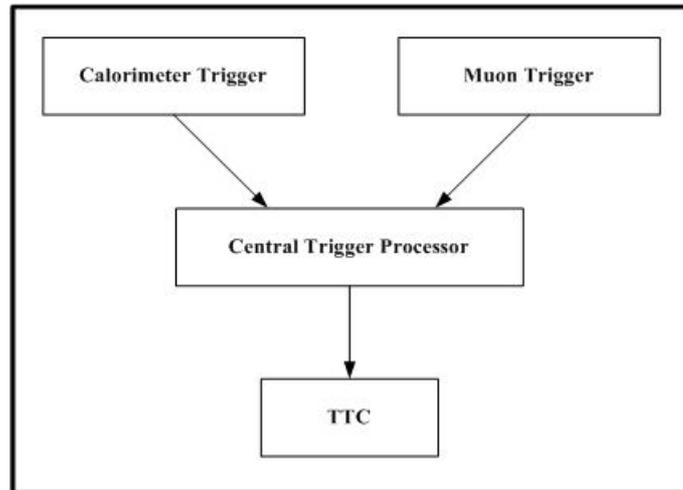


Figura 3.3 - Diagrama de blocos do sistema de *trigger* do LVL1. [15]

3.1.1 *Trigger* do sistema de calorimetria

As entradas para o *trigger* do sistema de calorimetria são sinais analógicos provenientes das chamadas torres de *trigger*, ilustradas na Figura 3.4, que são formadas nos sistemas eletrônicos de saída dos calorímetros, através da soma da energia das células das camadas dos calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos, com granularidade típica de $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$. Porém, a granularidade é menos fina para $|\eta| \geq 2,5$ [15] [17].

Sinais de torres separadas são enviados pelos calorímetros, correspondendo a um total de, aproximadamente, 7.200 sinais analógicos que constituirão a entrada para o sistema de *trigger* [15] [17].

Portanto, sinais correspondentes a energia de 2.000 torres devem ser formados e enviados para o sistema eletrônico de saída do *trigger* do LVL1 em cada colisão. Durante o intervalo de $2,5 \mu\text{s}$ de latência, os sinais individuais dos calorímetros são armazenados e, após, pós este intervalo, os dados dos eventos aceitos pelo *trigger* LVL1 são transferidos para os módulos dos ROD [17].

Dessa forma, o *trigger* do sistema de calorimetria tem, como objetivo, identificar a ocorrência dos objetos de interesse usando as informações das torres de

trigger, que têm granularidade menos fina quando comparada com as células. Nos outros níveis, as análises são mais elaboradas, fazendo uso da informação completa das células de uma determinada RoI [15].

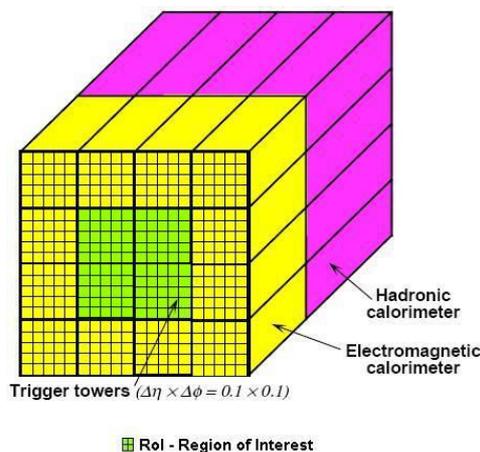


Figura 3.4 - Torres de *trigger* do sistema de calorimetria. [18]

Duas abordagens podem ser consideradas para o armazenamento dos sinais durante a latência: analógica ou digital. O armazenamento analógico dos sinais ocorreria em capacitores, por um intervalo de 2,5 μs , e somente os sinais dos eventos que passassem pelo *trigger* do LVL1 seriam digitalizados. O armazenamento digital, por sua vez, pode ser realizado diretamente através de memórias digitais, requerendo, no entanto, que a conversão dos sinais analógicos em digitais ocorra dentro do intervalo de 25 ns. Para se perceber como a concepção e projeto do experimento ATLAS representou um desafio tecnológico, quando se pensou nas possibilidades de armazenamento, não existiam conversores analógico-digitais que atendessem os requisitos de tempo mencionados acima e a proposta de armazenamento analógico seria aquela viável. No entanto, por volta de 1995, surgiram no mercado conversores capazes de atender à demanda de tempo e, portanto, o armazenamento digital foi a opção escolhida [17].

Os sinais das torres de *trigger* são, então, digitalizados através de um sistema dedicado de conversão de sinais analógicos para digitais, sendo aplicado, em seguida, todo o processamento necessário para extrair a energia das torres de *trigger* dos calorímetros, atribuindo, ainda, a correta identificação dos eventos com as colisões que os originaram [15].

Em cada colisão, as informações dos objetos, identificados pelo *trigger* do sistema de calorimetria, são enviadas para o CTP, que é visto com mais detalhes adiante [15].

3.1.2 *Trigger* do sistema de muon

O *trigger* do sistema de múon do LVL1 é baseado em detectores dedicados, rápidos e finamente segmentados. Quando as partículas carregadas penetram os detectores, elas descrevem trajetórias curvas, que são mapeadas pelo sistema de *trigger* e, através das regiões de interações, é possível identificar os eventos de interesse, relacionando-os com as colisões que lhes deram origem. Para selecionar múons com p_T acima de um determinado valor, critérios de coincidência são requeridos entre grupos de diferentes partes do detector em cada colisão. O número de partes do detector, envolvidas na elaboração do processo de coincidência, é definido pela necessidade de minimizar a taxa de eventos acidentais e, conseqüentemente, otimizar a eficiência [12].

A Figura 3.5 ilustra o sistema de *trigger* no barril e na tampa do espectrômetro, com as trajetórias de múons positivos e negativos. O *trigger* de múon para o barril usa estações de RPC (*Resistive Plate Chambers*) enquanto que, para as tampas, são utilizadas TGC (*Thin-gap chambers*) [12] [15].

Como pode ser observado na Figura 3.5, o *trigger* do sistema de múons utiliza 3 estações TGC na tampa do detector e, também, 3 estações RPC no barril. Para a identificação de múons com baixo p_T , com níveis de energia da ordem de 6 a 10 GeV, são utilizadas 2 estações de detecção, tanto na tampa quanto no barril, enquanto que, para múons com alto p_T , com níveis de energia da ordem de 8 a 35 GeV, são usadas 3 estações [15].

O princípio básico do algoritmo utilizado na identificação dos objetos de interesse é realizar a verificação da coincidência das trajetórias das partículas nas diferentes camadas do detector. A largura das trajetórias está relacionada aos níveis de

energia das partículas. Portanto, através das trajetórias das partículas, provenientes das regiões de interação, o *trigger* do sistema de múons identifica padrões relacionados aos múons com alto p_T , enviando os resultados do processamento ao CTP [15].

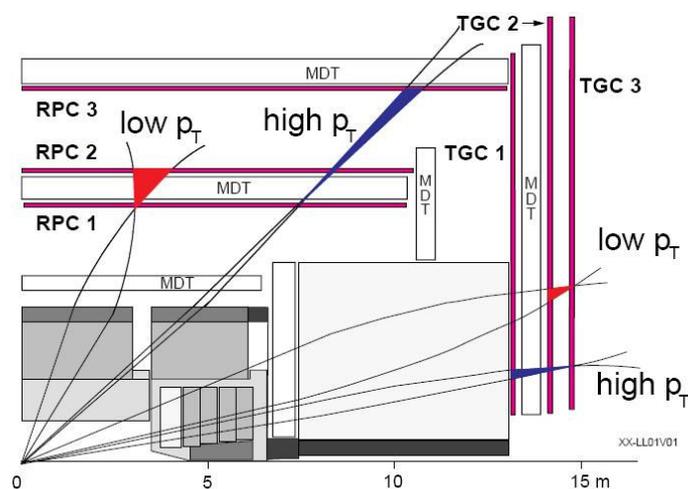


Figura 3.5 - Vista longitudinal do *trigger* do sistema de múon. [15]

3.1.3 Processador Central do *Trigger*

O Processador Central do *Trigger* (CTP – *Central Trigger Processor*) tem a função de combinar as informações provenientes dos *triggers* dos sistemas de calorimetria e de múons para gerar o *trigger* de decisão do nível 1 – L1A (*Level 1 Accept*). A decisão é distribuída através do sistema de controle, *trigger* e temporização (TTC – *Timing, Trigger and Control*) para o sistema eletrônico de saída do detector, que inicia a operação de transferência dos dados dos eventos identificados como sendo de interesse para o nível 2. O CTP também envia informações a respeito do tipo de *trigger* gerado. Porém, além dos sinais de *trigger* provenientes dos calorímetros e espectrômetros de múon, o CTP também recebe outros sinais como, por exemplo, aqueles utilizados para calibração e testes dos subdetectores constituintes do ATLAS [15].

Os dados que chegam ao CTP, de diferentes fontes, podem não estar alinhados no tempo, ou seja, dados relativos à mesma colisão, que foram armazenados em diferentes memórias, chegarão ao CTP em tempos diferentes. O CTP tem, dessa forma, que incluir elementos programáveis para resolver este problema, atrasando os dados que chegam primeiro [15].

O algoritmo, usado pelo CTP, para combinar os diferentes *triggers* de entrada, permite que eventos sejam selecionados na forma de *menus* e, assim, um evento será selecionado se atender os critérios de um ou mais dos seus itens constituintes. Cada item de *menu* consiste de uma combinação lógica de um número de critérios, tipicamente requerimentos de multiplicidade de informações para elétrons/fótons, hádrons/taus e jatos; e patamares para energias total e perdida. O CTP possibilita a combinação de até 96 itens de *menu*, que são flexíveis, podendo ser habilitados ou desabilitados durante a operação do ATLAS [15].

Além do envio do sinal de *trigger* L1A para o sistema TTC, assim como das informações pertinentes ao tipo de *trigger* gerado, o CTP também fornece informações ao sistema de aquisição de dados (DAQ – *Data Acquisition*) e ao *trigger* do nível 2 – LVL2. Os dados enviados ao DAQ serão armazenados permanentemente para eventos que atendam aos critérios de seleção do LVL2 e do EF (*Event Filter*) e poderão ser utilizados de modo *offline* em análises posteriores [15].

Os dados que são enviados ao LVL2, por caminho diferente daquele que vai para o DAQ, são utilizados para guiar o processamento do segundo nível de filtragem. Estes dados fornecem uma descrição detalhada do motivo pelo qual o CTP selecionou o evento [15].

Há vários requerimentos que o CTP deve atender. Um dos mais importantes é o que diz respeito à latência, que não pode ser superior ao tempo referente a 4 colisões (100 ns). As interfaces entre o CTP e os sistemas externos podem ser visualizadas no diagrama mostrado na Figura 3.6 [15].

Como foi mostrado anteriormente, na Figura 3.1, a transmissão dos sinais, entre os níveis de filtragem, envolve o armazenamento dos dados em diferentes módulos. Para evitar que os dados sejam perdidos por causa da saturação das memórias, ou seja, para evitar que haja sobreposição de informações, foi definido um intervalo de tempo, a partir de cada colisão, em que os módulos armazenadores, que estão próximos de saturar, não podem armazenar mais informações. Este intervalo é o tempo inoperante do sistema (*deadtime*). O tempo inoperante é necessário para evitar

que o *trigger* do LVL1 aceite eventos com taxas acima daquela em que os sistemas de armazenamento de informações e de transmissão dos sinais possam lidar [15].

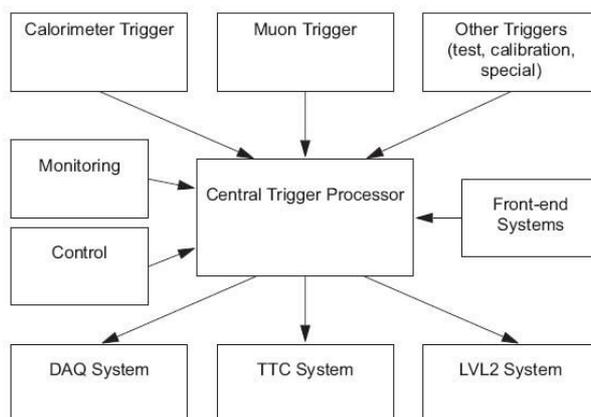


Figura 3.6 - Diagrama de blocos representativo do CTP e os sistemas externos. [15]

Neste contexto, o sistema de armazenamento deve ser projetado para ser robusto e evitar problemas de sobreposição e, conseqüentemente, perda de informações, que podem ser extremamente relevantes na pesquisa por eventos raros [15].

O CTP, através do módulo de monitoramento, representado na Figura 3.6, introduz, monitora e controla o tempo inoperante, que é equivalente a 4 colisões, ou seja, 100 ns, após cada *trigger* do LVL1 [15].

O módulo do sistema de controle, também presente na Figura 3.6, é utilizado para configurar e testar o sistema. Quando os módulos de armazenamento *derandomizers* estão próximos do limite de sua capacidade ou quando os ROD estão ocupados com a transferência das informações, são gerados sinais indicativos ao CTP, através do sistema eletrônico de saída (*Front-end Systems*), que inibem a geração do *trigger* do LVL1 [15].

O CTP é composto por módulos eletrônicos que realizam tarefas específicas, consistindo de até 3 módulos que recebem os sinais de entrada (CTP_IN), provenientes dos processadores dos sistemas de calorimetria e de múons; um módulo central (CTP_CORE) para a formação do *trigger* e transferência dos dados; um módulo de monitoramento das informações do *trigger* (CTP_MON); até 4 módulos de saída (CTP_OUT); um módulo de interface de máquina para a temporização (CTP_MI) e um módulo para lidar com os pedidos de calibração dos subdetectores (CTP_CAL) [15] [19 - 21].

Os módulos do CTP utilizam a tecnologia de comunicação industrial VME (*VERSA Module Eurocard*), baseada na arquitetura mestre-escravo, com flexibilidade de implementação, independente do *hardware*, não apresentando direitos de propriedade e, com isso, não sendo necessário o pagamento de *royalty* pela sua utilização [22].

Como pode ser visto na Figura 3.7, adicionalmente ao barramento VMEbus, há também o barramento dedicado para a sincronização e alinhamento das entradas do *trigger* – PIT bus (*Pattern In Time*) – além do barramento para sinais comuns de temporização e de *trigger* – COM bus (*Common*) e para os pedidos de calibração – CAL bus (*Calibration*) [15] [19 - 21].

O barramento PIT transporta sinais de entrada, que estão alinhados e sincronizados, dos módulos do CTP_IN para os módulos CTP_MON e CTP_CORE. O barramento CAL transporta os pedidos de calibração vindos dos módulos CTP_OUT para o módulo CTP_CAL. O barramento COM transporta sinais de temporização como, por exemplo, *bunch crossing clock* (BC), com período de 25 ns, o sinal de *trigger* de decisão do nível 1 L1A, entre outros [19 - 21].

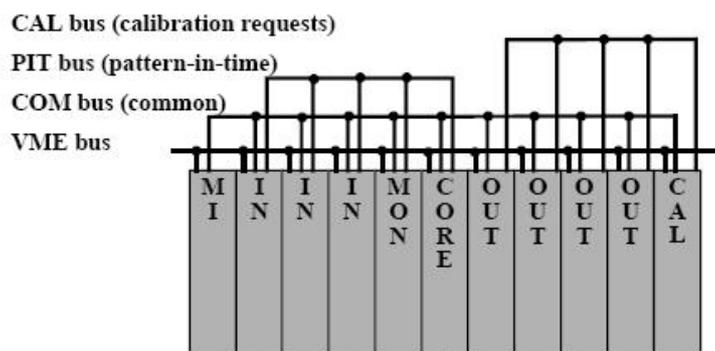


Figura 3.7 - Módulos do CTP e os barramentos de comunicação. [19 - 21]

3.1.4 Sistema de Controle, *Trigger* e Temporização

Para que os dados sejam transferidos dos sistemas eletrônicos de armazenamento do nível 1 e possam ser analisados pelos algoritmos do nível 2, são necessários o sinal de *trigger* de decisão – L1A – e, também, o sinal de *clock*, de 25 ns, relacionado com o intervalo de tempo entre as colisões no LHC [15].

O sistema de controle, *trigger* e temporização – TTC (*Timing, Trigger and Control*) – é responsável pela distribuições dos sinais de temporização e *trigger* para o sistema eletrônico de transferência dos dados entre os níveis 1 e 2 do ATLAS. Os sinais de temporização compreendem o *clock* do LHC (*BC clock*) e os sinais de sincronização são: BCR (*Bunch Counter Reset*) e o ECR (*Event Counter Reset*), que servem, respectivamente, para controlar a fase e ressetar contadores de eventos locais, utilizados nos projetos lógicos dos módulos do CTP. Os sinais de *trigger* incluem o L1A, sinais de teste e calibração [15].

3.2 Segundo nível de filtragem

Após o primeiro nível de filtragem, baseado em *hardware/firmware*, há os níveis mais elevados do sistema de *trigger* – HLT (*High-Level Trigger*), que compreendem o segundo e terceiro níveis [14].

O ponto de partida do HLT é composto pelos resultados gerados pelo nível 1: informações sobre o tipo de *trigger* e sobre a região de interesse (RoI) responsável pela aceitação do evento pelo LVL1 [14].

O nível 2, especificamente, refina a seleção de eventos realizada no LVL1, utilizando toda a granularidade do sistema de detecção fornecida pelas RoIs. Os principais componentes, envolvidos no segundo nível de filtragem, são os

construtores das regiões de interesse – RoIB (*RoI Builder*), os supervisores – L2SV (*LVL2 Supervisor*), os processadores – L2P (*LVL2 Processors*), os sub-sistemas de leitura – ROS (*Read-Out Sub-system*) e os pseudo_ROS [14].

Os construtores das regiões de interesse (RoIB) são responsáveis por agrupar as informações fragmentadas, provenientes de diferentes partes do nível 1 do sistema de *trigger* e, ainda, transmiti-las para os supervisores do nível 2 (L2SV) [14].

Os supervisores do nível 2 selecionam os processadores (L2P) e enviam as informações do LVL1 para serem processadas e, também, espera pela decisão tomada pelo segundo nível que deverá ser emitida para o terceiro nível [14].

Os processadores, então, através da execução de *softwares* específicos de seleção de eventos e das informações provenientes dos sub-sistemas de leitura (ROS), possibilitam a obtenção de resultados, através de parâmetros estabelecidos previamente, que deverão compor o *trigger* de decisão do segundo nível [14].

Para os eventos que serão transmitidos para o terceiro nível de filtragem, os processadores também enviam informações mais detalhadas para os pseudo-ROS para serem incluídas nos eventos que serão reconstruídos [14].

A seguir, serão mostrados, um pouco mais detalhadamente, os componentes do segundo nível, assim como as respectivas funcionalidades.

3.2.1 Construtor de regiões de interesse

Como foi mostrado anteriormente no capítulo 3, vários módulos armazenadores recebem as informações dos eventos oriundos das colisões e, sendo gerado o *trigger* de decisão do primeiro nível – L1A, as respectivas informações dos eventos de interesse são transferidas para serem utilizadas pelo segundo nível, enquanto aquelas que não atenderam a nenhum dos itens do *menu* de *trigger* serão descartadas.

Portanto, os construtores de regiões de interesse (RoIB – *Region of Interest Builder*) têm a finalidade de combinar e agrupar os fragmentos de informações dos

eventos de interesse, que foram validados pelo primeiro nível, e se localizam nos diversos módulos armazenadores, transmitindo-os, em seguida, em um único registro, para os supervisores – L2SV [14].

3.2.2 Supervisores do segundo nível

Os supervisores do segundo nível (L2SVs – *Level 2 Supervisors*) são pequenos grupos processadores (da ordem de 10) que têm a finalidade de supervisionar o fluxo de eventos no LVL2, assim como intermediar a transferência de informações entre o primeiro e segundo níveis de filtragem, através dos construtores de regiões de interesses – RoIB [14].

Os supervisores também são responsáveis pela distribuição e gerenciamento dos recursos computacionais necessários ao processamento dos eventos validados pelo primeiro nível [14].

Como ilustrado na Figura 3.8, os L2SVs recebem as informações do *trigger* do LVL1, em um único registro por evento (*LVL1 Data*), provenientes dos RoIBs, e selecionam os processadores (L2P) para os eventos e transmitem o *LVL1 Data* para a unidade de processamento do LVL2 – L2PU (*LVL2 Processing Unit*), que são aplicações executadas nos processadores através dos algoritmos do HLT que produzirão o *trigger* de decisão do LVL2 [14].

Quando o L2PU gera uma decisão, os supervisores recebem estas informações e enviam uma mensagem para os gerenciadores de fluxo de dados – DFM (*Data Flow Manager*), para que as informações sobre o evento sejam descartadas, caso ocorra a sua rejeição, ou sejam transferidas para o terceiro nível, caso o evento seja validado. [14].

Os LVL2Ss também são monitorados e controlados continuamente para garantir o bom funcionamento e, conseqüentemente, evitar problemas na transferência de informações entre os níveis 1, 2 e 3 do sistema de filtragem.

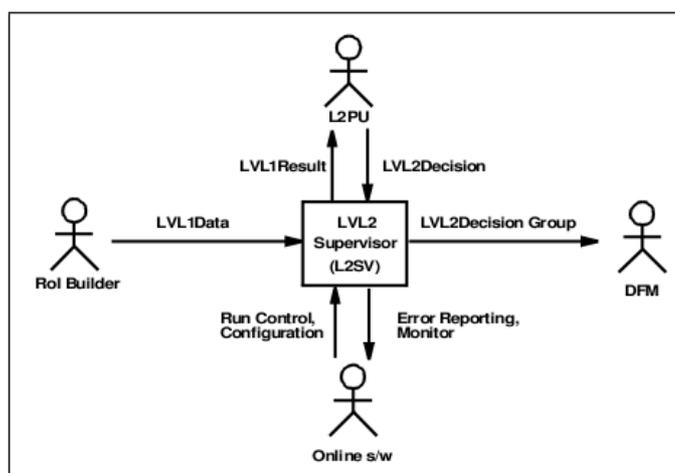


Figura 3.8 - Diagrama de funcionalidades dos supervisores do LVL2. [14]

3.2.3 Processadores do segundo nível

Os processos de seleção de eventos do LVL2 são realizados em um conjunto de processadores (L2Ps – *Level 2 Processors*) que, atualmente, são duais, funcionando a 8 GHz e, neste contexto, o tempo médio de processamento por evento é de, aproximadamente, 10 ms, podendo variar consideravelmente, tendo em vista que muitos eventos serão rejeitados em poucos passos de seleção, diminuindo consideravelmente o tempo de processamento, enquanto outros eventos necessitarão de vários passos sequenciais [14].

Cada evento é trabalhado em um único nó de processamento e, para manter a alta eficiência da utilização dos processadores, mesmo quando um deles esteja esperando pelos dados da RoI, vários eventos são processados em paralelo nos outros nós [14].

Os processamentos dos eventos são, portanto, executados em cada um dos nós (PCs) e as aplicações têm três componentes principais: unidades de processamento do segundo nível (L2PU), interfaces de comunicação PESA (PSC) e o *software* de seleção de eventos (ESS) [14].

As L2PUs manipulam o fluxo de dados com outras partes do HLT/DAQ, incluindo troca de mensagens, configuração, controle e supervisão, manipulando também as comunicações com os L2SVs e os ROSs. As PSCs são executadas nas L2PUs e fornecem o ambiente necessário e os serviços para as ESSs. As PSCs são responsáveis pelas interfaces com os resultados provenientes do LVL1, assim como para os resultados gerados pelo LVL2 [14].

3.2.4 Unidades de Processamento do segundo nível

O projeto e implementação das Unidades de Processamento do segundo nível (L2PUs – *Level 2 Processing Unit*) compreende os seguintes serviços: controle de aplicações, inicialização e configuração, mensagens de erro, monitoração e troca de informações [14].

As L2PUs comunicam com os L2SVs, dos quais recebem as informações sobre as RoIs, provenientes do LVL1, e, para os quais, retornam a decisão tomada no segundo nível, como ilustrou a Figura 3.8 [14].

Os algoritmos de seleção do LVL2 utilizam as informações das RoIs, na forma de fragmentos dos ROBs, requeridas dos ROSs, e são executados em diversos processadores e em diferentes linhas de fluxo (*multi-thread*), que evitam a ociosidade da CPU quando esperam pelos dados das RoIs requeridos dos ROS [14].

Os PSCs recebem as informações das RoIs, que são os resultados do LVL1, como parâmetro de entrada, e retornam os resultados do LVL2, como ilustra a Figura 3.9 [14].

Os supervisores do segundo nível selecionam as L2PUs e enviam os resultados do LVL1. As L2PUs, então, armazenam os dados recebidos em filas compartilhadas,

que vão sendo processados de acordo com a disponibilidade, produzindo os resultados do LVL2. Finalmente, as decisões do LVL2 são obtidas a partir dos resultados do LVL2 e retornadas para os supervisores. Quando os eventos são aceitos pelo LVL2, os resultados são, também, enviados para os pROS [14]

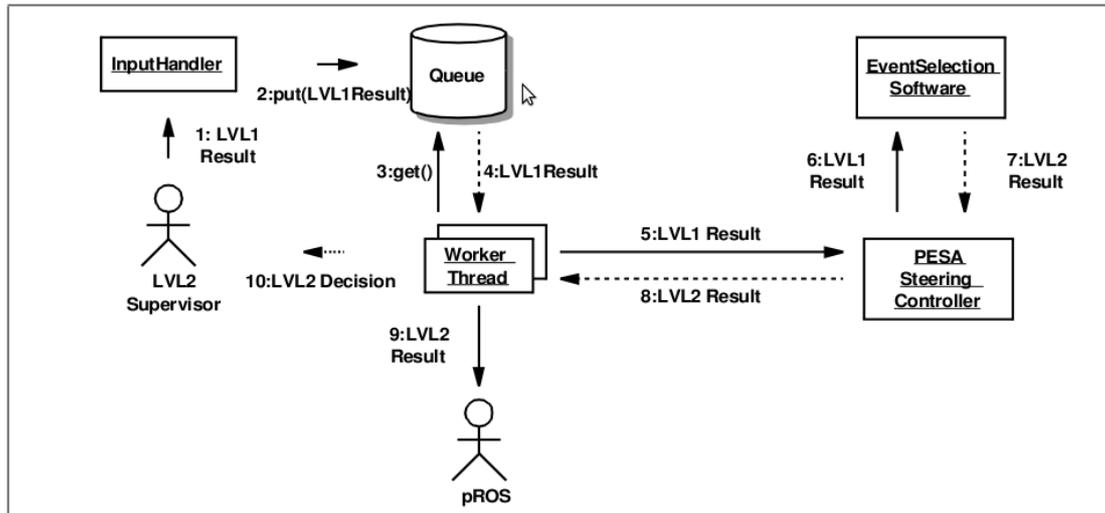


Figura 3.9 - Diagrama colaborativo do processo de decisão do LVL2. [14]

3.2.5 Controlador de fluxo PESA

O PSC é componente do HLT que realiza o interfaceamento entre o L2PU e o ESS (*Event Selection Software*) e têm as seguintes finalidades: permitir que o L2PU hospede e controle os algoritmos de seleção de eventos e fornecer um mecanismo para a transmissão dos resultados dos primeiro e segundo níveis entre os sistemas de fluxo de dados e o ESS. [14].

O papel do projeto do PSC é colocar esta interface onde as funcionalidades do fluxo de dados do LVL2 e o ESS possam ser claramente separados. A localização escolhida é a máquina de estado FSM (*Finite State Machine*) da L2PU. Assim, é fornecido um meio de encaminhar as mudanças no estado de controle dos algoritmos de fluxo de dados do LVL2 para o ESS [14].

3.2.6 Interface com o Software de Seleção de Eventos

O PSC fornece os resultados do LVL1 ao ESS e espera pela decisão do LVL2. O ESS, então, precisa acessar os fragmentos dos ROBs e armazenar os dados para poder fornecer os resultados do LVL2. Os dados contidos nos ROBs são enviados, através dos serviços especializados de transferência de informações (*ROB Data Provider Service*), para os coletores (*ROB Data Collector*). São utilizados serviços para acessar os dados, que incluem geometria e informações de mapeamento, assim como serviços de monitoramento, que incluem histogramas e envio de mensagens. A Figura 3.10 ilustra as funcionalidades do ESS [14].

3.2.7 Pseudo-ROS

Para todos os eventos aceitos pelo LVL2, os detalhes do processamento e todo o resultado do LVL1, recebidos dos supervisores, são fornecidos pelos processadores do LVL2 para serem incluídos na forma de um único evento. Esta informação é enviada para os Pseudo-ROS, onde é armazenado durante um pedido do construtor de eventos. Quando o evento é construído, os pROS são incluídos com todos os outros ROSs, considerando também o resultado do LVL2, que são passados para o terceiro nível de filtragem [14].

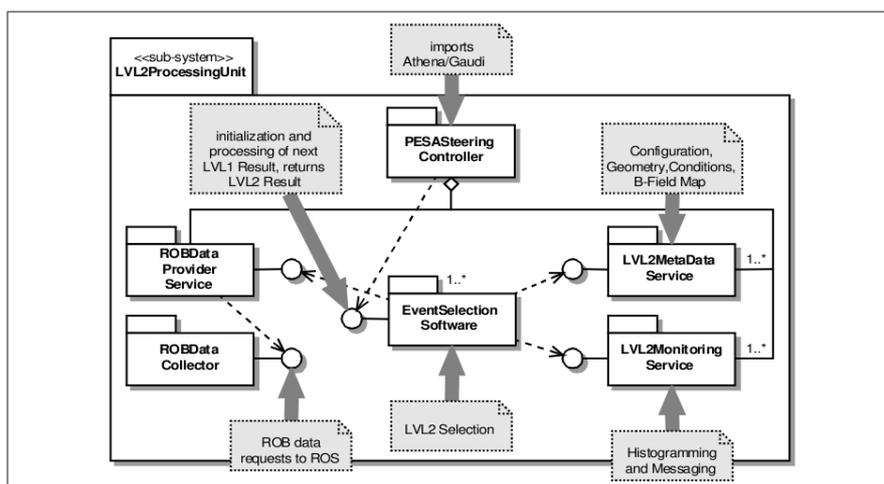


Figura 3.10 - Dependências do ESS. [14]

3.3 Terceiro nível de filtragem

O terceiro e último nível de filtragem *online*, também chamado de *Event Filter* (EF), utiliza toda a informação do evento que foi aceito nos níveis anteriores.

As funcionalidades do EF têm duas entidades principais: o manipulador de eventos (EH – *Event Handler*) e o supervisor (EF *Supervisor*).

O manipulador de eventos realiza as atividades relacionadas com a seleção de eventos, que incluem fluxo de dados entre o sistema de aquisição de dados e o EF e entre diferentes partes do EF. Outra atribuição do EH é fornecer o ambiente para suportar várias tarefas, incluindo as tarefas de processamento (PT – *Processing Tasks*) onde o ESS é executado [14].

O EH recebe as informações do conjunto de processadores onde os eventos completos são construídos e, depois, são realizadas as tarefas de processamento, que utilizam informações do cabeçalho dos dados para definir tarefas específicas. No final do processamento, as informações dos eventos selecionados serão enviadas para os componentes do fluxo de dados que recebem os eventos aceitos pelo EF e encaminham-nas para armazenamento definitivo, destinadas para análises posteriores [14].

O supervisor do EF lida com as operações de controle, em coordenação com todo o sistema de controle do TDAQ (*Trigger and Data Acquisition*), e suas responsabilidades incluem o monitoramento do EF [14].

O EF foi projetado para possibilitar que funções sejam adicionadas sem comprometimento da atividade de seleção. Exemplos de atividades extras são o monitoramento global dos detectores ou atividades relacionadas com o alinhamento e calibrações [14].

3.4 ATHENA – o *Framework* do ATLAS

Como foi descrito anteriormente, o sistema de *trigger* do ATLAS é baseado em três níveis de seleção *online* de eventos. Com exceção do primeiro nível, que é baseado em *firmware/hardware*, os dois outros são desenvolvidos em *softwares* e PCs comerciais.

O ATLAS é um detector grandioso e complexo, subdividido em partes menores, que devem ser integráveis e compreendem recursos eletrônicos e algoritmos complexos de seleção de eventos, monitoramento, controle, entre outros.

Portanto, para garantir o bom funcionamento do detector e diminuir o tempo de desenvolvimento, tornam-se necessárias ferramentas de simulação que possam validar e testar todas as funcionalidades dos seus diversos constituintes.

Para o segundo e terceiro níveis do sistema de *trigger*, o ATLAS possui um *framework*, o ATHENA, que possibilita testar os algoritmos em um ambiente que simula o funcionamento do sistema de filtragem do detector.

O ATHENA possui uma estrutura de aplicações que fornecem a maioria das funcionalidades comuns e comunicações entre os diferentes componentes do sistema de filtragem, permitindo que os desenvolvedores testem os seus algoritmos [23].

Há duas possibilidades de utilização do ATHENA: *online* e *offline*. O modo *online* é aquele que mais se aproxima da real situação do funcionamento do sistema de *trigger* de alto nível, tendo em vista que todos os seus componentes estão em pleno

funcionamento e possibilitam uma análise mais criteriosa dos algoritmos, assim como do fluxo de dados. No modo *offline*, por sua vez, é possível utilizar apenas as aplicações específicas de uma determinada parte do sistema de filtragem.

Outra característica importante do ATHENA é que possibilita a realização de simulações de Monte Carlo das partículas geradas pelos subdetectores do ATLAS após as colisões no LHC, como os eventos de elétrons e jatos, no sistema de calorimetria, utilizados neste trabalho.

Capítulo 4

Metodologia proposta

O contexto do trabalho é a aplicação de técnicas de Engenharia Elétrica no ambiente de Física de Altas Energias, mais especificamente do detector ATLAS, em colaboração existente, há mais de 20 anos, entre o CERN e o Laboratório de Processamento de Sinais (LPS), da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ).

Como foi visto nos capítulos anteriores, devido à busca por eventos raros, os experimentos construídos com a intenção de validá-los, consolidando teorias, levantando novas questões que desafiam os pesquisadores, são levados ao limite científico e tecnológico da época em que são idealizados.

Portanto, torna-se importante o desenvolvimento de funcionalidades que possibilitem a verificação do funcionamento de um experimento complexo como o ATLAS, para garantir a qualidade das informações produzidas, durante sua operação.

Outro aspecto importante é que as informações são geradas em grande quantidade sendo que boa parte delas ou são sinais espúrios, que não agregam informações relevantes, ou são provenientes de eventos já estudados anteriormente e, portanto, não são objetos de interesse da pesquisa em questão. Diante disso, é necessário um processo de filtragem que seja rápido, robusto e flexível, que possibilite o êxito da pesquisa. O sistema de filtragem do ATLAS é dividido em três níveis de seleção *online* de eventos, cada nível refinando as decisões realizadas nos níveis anteriores.

O trabalho está focado no primeiro e segundo níveis de filtragem, sendo que, no primeiro, através do sistema de calibração do processador central do *trigger* (CTP-CAL), que possibilitará a verificação do funcionamento da eletrônica e demais constituintes envolvidos na geração e transmissão dos sinais entre estes dois níveis.

No segundo nível, através de técnicas de reconhecimentos de padrões que possibilitem a classificação de partículas importantes para a assinatura do evento de interesse, que é a validação do *bóson* de Higgs.

4.1 Etapa do módulo de Calibração do Processador Central do *Trigger*

O ATLAS é dividido em subdetectores, com finalidades específicas, e envolvem projetos diferentes, com recursos tecnológicos apropriados aos objetivos da Física de interesse que, combinados, possibilitam que o ATLAS seja um detector de propósito geral.

Há uma grande quantidade de informação gerada através de subdetectores com fina granularidade e, conseqüentemente, também há uma grande quantidade de dispositivos eletrônicos envolvidos na aquisição e transmissão dos sinais entre os constituintes do detector.

As grandezas medidas como, por exemplo, energia e momento das partículas que incidem nos subdetectores, estão dentro de faixas conhecidas ou esperadas, e formam o *menu* de *trigger*, que possibilita a identificação dos objetos de interesse.

O papel dos diferentes subdetectores é converter as informações provenientes das colisões em sinais elétricos que possam ser manipulados pelo sistema de aquisição de dados e, posteriormente, processados pelo sistema de filtragem e armazenados definitivamente no final do terceiro nível.

Portanto, os sinais provenientes dos subdetectores em direção ao segundo nível, passando pelo primeiro, são sinais conhecidos. Sendo assim, se os subdetectores emitem sinais semelhantes àqueles conhecidos, analisando-se a saída, pode-se verificar o funcionamento dos dispositivos envolvidos no processo.

Como o processador central do *trigger* tem papel relevante no primeiro nível, tem-se, como objetivo, projetar e desenvolver um módulo eletrônico, chamado de

CTP-CAL (*Central Trigger Processor Calibration Module*), que receba os pedidos de calibração dos diferentes subdetectores e selecione aqueles que terão seus pedidos de calibração aceitos em intervalos regulares durante o funcionamento do colisionador de partículas LHC.

O CTP-CAL é um dos módulos constituintes do CTP e deve ser desenvolvido utilizando a tecnologia FPGA (*Field Programmable Gate Array*) e da linguagem de descrição de *hardware* (VHDL) [38] [39], seguindo o mesmo padrão dos demais módulos, que utilizam também o interfaceamento VME (*VERSA Module Eurocard*).

4.2 Etapa de entendimento da natureza dos dados utilizados

Como foi descrito anteriormente, o evento de maior interesse do ATLAS é o *bóson* de Higgs que, se existir, é muito raro e não será possível detectá-lo diretamente, porque ele decairá rapidamente em outras partículas mais estáveis. Portanto, a identificação deste *bóson* deverá ser feita através das partículas resultantes do decaimento que incidam nos subdetectores e, no segundo nível de filtragem, mais especificamente, uma assinatura importante deste evento será a identificação de elétrons obtidos pelo sistema de calorimetria. Porém, muitos eventos de jatos possuem uma assinatura semelhante àquela dos elétrons e, sendo assim, torna-se importante a calibração cuidadosa da eletrônica envolvida na transmissão dos sinais para aumentar a possibilidade de sucesso na identificação das partículas e, conseqüentemente, na possível validação da teoria de Higgs. No segundo nível, a partir das informações dos calorímetros devidamente calibrados, o uso de técnicas de processamento estocástico torna viável a tarefa de classificar elétrons em detrimento dos jatos, que estão associados ao ruído de fundo do experimento.

O sistema de calorimetria do ATLAS compreende os calorímetros eletromagnético e hadrônico, compostos por 7 camadas concêntricas, das quais 4

camadas são do calorímetro eletromagnético e as outras 3, do hadrônico. As camadas possuem segmentações diferentes e o perfil de deposição energética das partículas incidentes compreende muitas células das regiões de interesse e, assim, há um grande volume de informação que os algoritmos de seleção de eventos devem lidar.

A título de exemplo, a Figura 4.1 ilustra a deposição da energia normalizada dos elétrons e jatos. Como se observa, há uma região comum nos histogramas em que jatos poderiam se passar por elétrons e, com isso, técnicas simples de classificação como, por exemplo, através da decisão realizada por patamares de energia, não produziram bons resultados. Com isso, é preciso utilizar técnicas de processamentos estocásticos que explorem padrões complexos para realizar a classificação, minimizando a ocorrência de falsos alarmes.

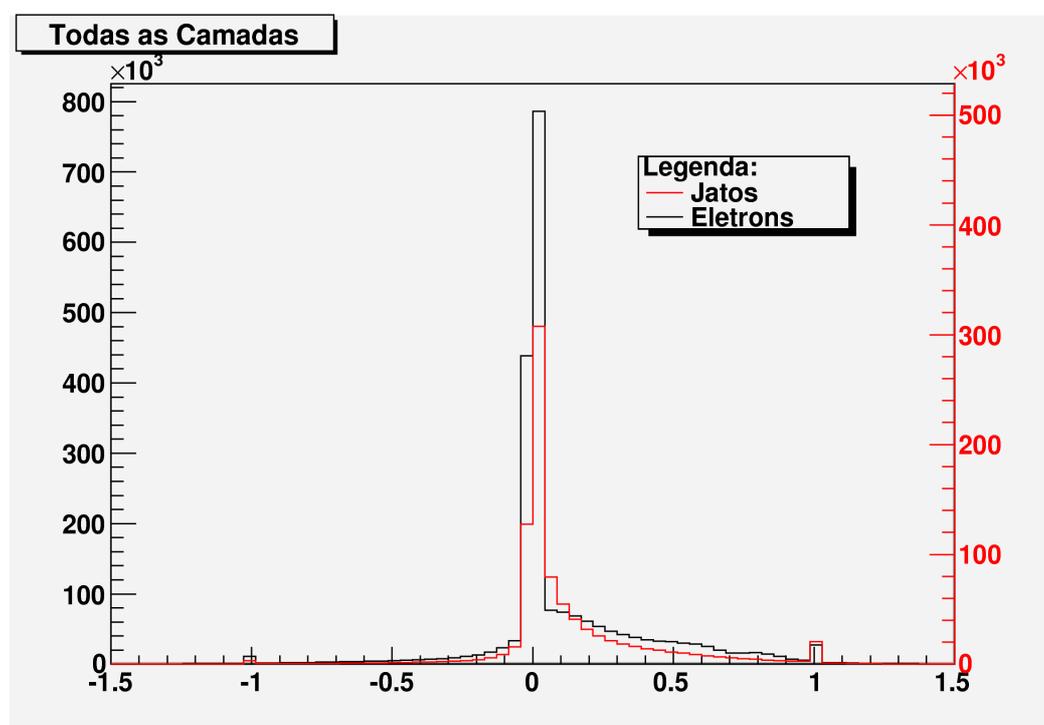


Figura 4.1 – Histograma da energia normalizada de elétrons e jatos.

Torna-se importante uma etapa de pré-processamento que realize uma compactação dos dados brutos das células das regiões de interesse, solicitados aos ROB, reduzindo a dimensionalidade e, também, o custo computacional envolvido na etapa seguinte que é a de classificação dos eventos.

4.3 Etapa de pré-processamento

O objetivo desta etapa de pré-processamento é reduzir a dimensão dos dados provenientes das células excitadas dos calorímetros, simplificando o trabalho da etapa seguinte que é a classificação.

Além disso, se houver algum problema em uma ou mais células dos calorímetros, os efeitos na classificação podem ser minimizados, utilizando-se a compactação, considerando-se a informação topológica da deposição energética, através da formação de anéis concêntricos em relação à célula com maior energia [11].

Outra possibilidade é a utilização de técnicas que envolvem processamentos estocásticos. Uma alternativa é a análise de componentes principais – PCA (*Principal Component Analysis*), que objetiva reduzir a dimensionalidade de um conjunto de dados, porém, retendo o máximo possível da variância. Isto é realizado através da transformação em um novo conjunto de variáveis, as componentes principais, que são descorrelacionadas [24].

4.4 Etapa de classificação de eventos

Após a redução da dimensionalidade dos dados da ROI provenientes do primeiro nível, como ilustra a Figura 4.2, é feita a classificação de elétrons, em detrimento dos jatos, que estão associados ao ruído de fundo do experimento.

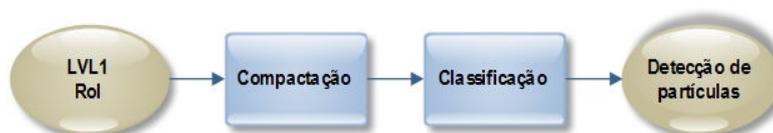


Figura 4.2 - Diagrama de blocos simplificado do sistema de detecção de partículas.

A etapa de classificação deve apresentar algumas características importantes e, dentre as principais, está a eficiência de identificação de elétrons que possam estar associados ao decaimento do *bóson* de Higgs. Como este evento é raro, torna-se essencial detectar os elétrons porque, caso contrário, o êxito da pesquisa fica comprometido.

O classificador também deve ser eficiente em outro aspecto: minimização da ocorrência de falso alarme, ou seja, jatos que sejam classificados como elétrons, o que representaria um peso a mais para os algoritmos do terceiro nível, que são mais complexos e, portanto, devem lidar o máximo possível com as informações precisas, para não comprometer o tempo disponível para o processamento, descartando jatos que foram considerados elétrons.

Como foi mostrado no capítulo 3 (Figura 3.1), o nível 2 do sistema de filtragem deve reduzir a taxa de eventos de até 100 kHz para 1 kHz, ou seja, apenas 1% da informação recebida será repassada para o terceiro nível. Portanto, outro requisito para o classificador é a rapidez de processamento, que deve atender às características peculiares do experimento.

Também espera-se que o classificador tenha uma boa capacidade de generalização e, desse modo, seja capaz de lidar e identificar corretamente eventos com características não previstas ou não apresentadas aos algoritmos de reconhecimento de padrões.

Neste contexto, as técnicas empregadas na etapa de classificação são a Máquina de Vetores Suporte – SVM (*Support Vector Machine*) e Máquina de Vetores de Núcleo – CVM (*Core Vector Machine*), que podem ser aplicadas em problemas não-lineares, com alta dimensionalidade, apresentando as características necessárias à solução do problema em questão. Aumentando-se a dimensionalidade do problema, os eventos são classificados através de um hiperplano de separação ótimo, no caso de SVM e de esferas, no caso de CVM.

O classificador utiliza aprendizagem supervisionada, explorando padrões complexos de exemplos de entrada e saída, de um conjunto de dados provenientes de simulações no *framework* do ATLAS, o ATHENA.

Capítulo 5

Calibração e Sistema de Monitoramento do Calorímetro de Telhas

5.1 Introdução

O calorímetro hadrônico do ATLAS é composto por chapas metálicas e telhas cintiladoras consistindo de três cilindros ao longo de seu eixo, cada um deles dividido em 64 fatias na coordenada φ e cobre a pseudorapidez de até $|\eta| = 1,7$. As informações provenientes de cada telha são lidas através de fibras ópticas, acopladas aos tubos fotomultiplicadores – PMTs, e são agrupadas em feixes, formando torres projetivas para a região de interação. O calorímetro é lido por, aproximadamente, 10.000 canais em 5.000 células com fina granularidade $\Delta\eta \times \Delta\varphi = 0,1 \times 0,1$, o que evidencia a grandiosidade e complexidade do calorímetro e o respectivo sistema de leitura. [41]

As interações, provenientes das colisões, ionizam os cintiladores, que podem resultar em luz nos catodos das PMTs. A cadeia de processos pode ser caracterizada por uma resposta de luz $L = L(E, S, O)$ – na qual E é a energia depositada no calorímetro, S é a fração amostrada e O corresponde à resposta dos componentes ópticos (cintiladores e fibras ópticas). [17]

O pulso L é convertido em carga no anodo da PMT. Isto pode ser descrito por resposta de carga $Q(\eta, G, L)$ na qual η está relacionada à eficiência e G é o ganho da fotomultiplicadora. O sinal físico, contido na carga Q , é lido e digitalizado. [17]

As células do calorímetro podem ser configuradas para terem a mesma resposta, através dos testes preliminares, que possibilitam calibrar as respostas L e Q. No entanto, estas respostas variam com o tempo e precisam ser monitoradas e calibradas porque a luz produzida pode mudar devido ao processo de envelhecimento dos cintiladores e fibras. Estas alterações são, tipicamente, baixas mas outras possíveis alterações na luz como, por exemplo, a deterioração do contato óptico, podem ser mais abruptas. Além disso, a resposta da fotomultiplicadora pode variar devido às flutuações no ganho da eletrônica de amplificação.

Sendo assim, visando obter sinais a partir da energia de partículas de interesse com o calorímetro, é necessário atender aos seguintes itens: [17]

- determinar toda a escala de energia de calibração como, por exemplo, o fator que relaciona a energia depositada no calorímetro ao sinal digitalizado produzido no final da cadeia de leitura.
- medir este fator de calibração para cada canal para minimizar a sua variação.
- monitorar o conjunto de fatores de calibração ao longo da vida útil do detector para corrigir quaisquer variações que podem ocorrer com o tempo.

5.2 Procedimentos de calibração e monitoramento

Cada célula do TileCal pode ser dividida em três partes constituintes, que compreendem o caminho do sinal desde as interações das partículas no calorímetro até a saída digitalizada: [41] [17]

- sistema óptico, que compreende as telhas cintiladoras e as fibras;
- as PMTs, que convertem e amplificam os sinais óticos;
- sistema eletrônico de leitura, que amplifica e digitaliza o sinal.

Para cada uma destas partes, há um sistema de calibração e monitoramento, como ilustra a Figura 5.1:

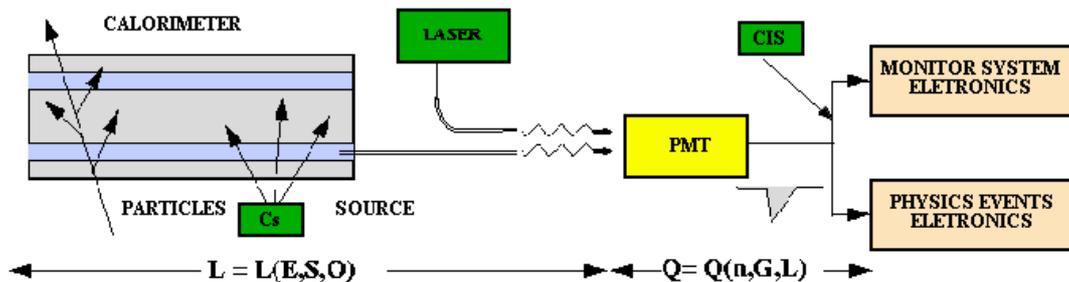


Figura 5.1 – Diagrama conceitual das calibrações no TileCal.[17]

Diferentes sistemas são usados para monitorar e calibrar o calorímetro. O Sistema de Injeção de Carga – CIS (*Charge Injection System*) – é usado para calibrar os sinais provenientes dos sistemas eletrônicos das PMTs e monitorar as variações ao longo do tempo. O sistema de calibração a laser produz, em cada PMT, pulsos de luz semelhantes aos produzidos pelo calorímetro, e foi projetado para calibrar e monitorar a resposta das PMTs, mais especificamente a estabilidade dos ganhos, a linearidade global, entre outros. Amostras radioativas de Césio – Cs – excitam luz nos cintiladores por mecanismo similar ao das partículas resultantes das colisões no LHC e têm a finalidade de medir a qualidade da resposta óptica de cada célula do calorímetro, equalizar a resposta e monitorar o tempo. A corrente produzida por interações *minimum bias*, integrada em milhares de *bunch crossings*, é usada continuamente para monitorar a resposta do calorímetro.

Portanto, visando encontrar não-uniformidades ou degradação nos elementos do detector, os sistemas de calibração são especificados para alcançar precisões de, aproximadamente, 1% de precisão nas medições das respostas de cada célula. [42]

5.3 Sistema de calibração utilizando Césio

A calibração utilizando Cs tem a finalidade de determinar a qualidade da resposta óptica de cada célula do calorímetro, ajustar a tensão da PMT para equalizar a resposta de todas as células e monitorá-las ao longo do tempo. [41]

O TileCal inclui a funcionalidade de se mover, através de cada telha cintiladora, fontes radioativas de Cs ao longo do eixo Z do ALTAS. Cápsulas contendo fontes Cs, emitindo 0,662 MeV, são hidraulicamente movidas por um sistema de 10 km de tubos de aço, perpendicularmente às superfícies das telhas. Três fontes de intensidade similar são implementadas nos três cilindros do TileCal. Quando uma cápsula passa por uma dada célula, o circuito integrador, situado no denominado módulo *3-in1*, lê o sinal de corrente produzido nas PMTs. [41] [42]

A utilização destas fontes radioativas, possibilitam diagnosticar defeitos na instrumentação óptica e medir a resposta individual de cada célula. A precisão do Cs, baseada na calibração, foi avaliada a partir da reprodutibilidade de várias medições, realizadas sob as mesmas condições, foi de 0,3% para uma célula típica. A precisão é de 0,5% para células situadas nas bordas dos cilindros do TileCal e poucos pontos percentuais na região do *gap*.

Sendo assim, este procedimento possibilita monitorar a estabilidade de longo prazo do calorímetro por permitir não só monitorar a estabilidade da PMT mas, também, detectar problemas de acoplamento entre as fibras e telhas, envelhecimento dos cintiladores e problemas ópticos em geral.

A Figura 5.2 mostra a resposta do TileCal para fontes de Cs em todas as quatro partições, desde julho de 2009 a julho de 2011. Como pode ser observado, a atividade das 3 fontes usadas são diferentes. As respostas seguem, de maneira consistente, ao decaimento da atividade de Cs nos dois anos mostrados. O desvio observado é devido à esperada variação para cima do ganho das PMTs durante a inicial fase de exposição da luz.

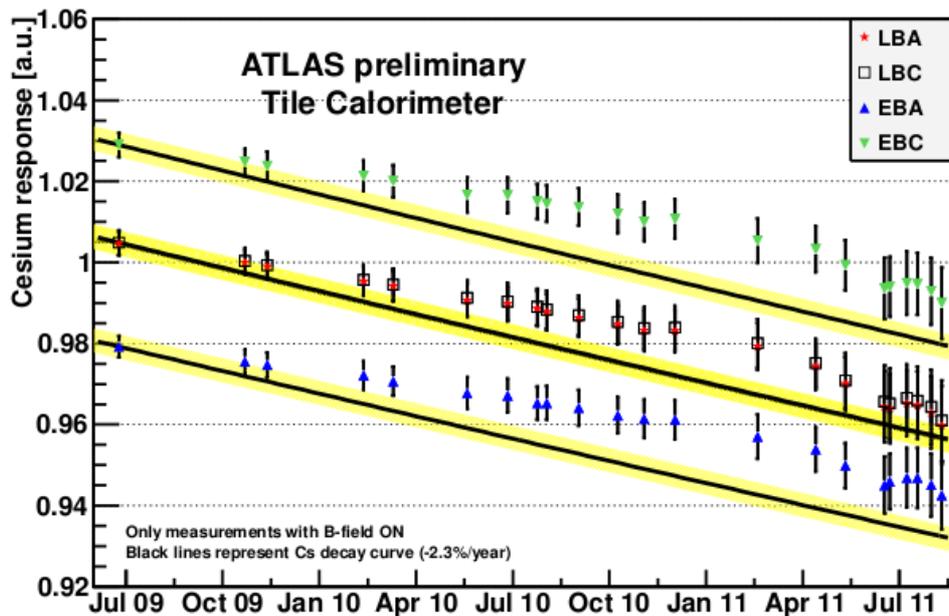


Figura 5.2 – Resposta do TileCal à aplicação de fonte de Cs em função do tempo para todas as partições. As linhas pretas representam os valores esperados considerando o decaimento da vida útil de Cs (queda de 2,3% ao ano).

5.4 Sistema de calibração a laser

O propósito principal do sistema a laser é monitorar a resposta das PMTs e escalas de tempo. Para isso, obtém-se o ganho da PMT com precisão relativa de 0,5% pela medição da intensidade da luz gerada pulso por pulso. [17]

5.4.1 Conceitos e requerimentos gerais

O sistema a laser foi projetado para calibrar e monitorar a resposta das PMTs sobre toda a faixa dinâmica do sinal de luz - L, para verificar a linearidade e variações temporais delas. Mais especificamente, monitora-se a conversão da luz - L - para carga - Q - e suas mudanças com o tempo, devido às flutuações do ganho.[41] [17]

O principal aspecto deste sistema é a utilização de pulsos de laser com temporização precisa e com intensidade modulada, totalmente controladas eletronicamente. Os pulsos de laser são semelhantes à luz dos cintiladores produzidas pelas partículas que interagem com o calorímetro, tendo comprimento de onda de 480 a 532 nm e 10 e 15 ns de largura, sincronizados com o *clock* do *bunch-crossing*, com energia nominal de poucos mJ, potência suficiente para saturar a eletrônica de leitura. A luz é dividida em duas partes: uma delas é enviada para um conjunto de precisos fotodiodos para monitoramento da intensidade relativa e a outra parte é enviada para cada PMT. A linearidade da eletrônica dos fotodiodos é verificada através do sistema de injeção de carga e a resposta dos fotodiodos é monitorada com a utilização de fonte de Amerício, que serve de referência. Os pulsos de laser são gerados, então, para alcançar o limite superior da faixa dinâmica das PMTs e são lidos através da mesma eletrônica usada pelos eventos físicos. [41] [17] [42]

O monitoramento da estabilidade dos ganhos das PMTs é feito considerando-se a relação entre a carga medida por cada PMT e a resposta dos fotodiodos. [41]

A linearidade das PMTs pode ser avaliada variando-se a intensidade da luz enviada pelo laser, levando-se em consideração limites bem definidos, e relacionada diretamente à escala de energia do calorímetro. [41] [17]

Assim como a carga Q do chuveiro hadrônico no calorímetro, a corrente média em cada PMT é proporcional ao produto $L \times Q$, sendo Q medida pelo sistema a laser. [41] [17]

A Figura 5.3 mostra o resultado da verificação da sensibilidade do sistema para um escaneamento com alta tensão (HV) de uma PMT típica, levando-se em conta a variação do ganho. Como pode ser observado, os valores medidos e esperados ficaram muito próximos. [41]

A primeira medição dos parâmetros foi feita módulo a módulo durante a montagem e será repetida em intervalos regulares depois da instalação. Entretanto,

durante o funcionamento do LHC, é conveniente repetir o procedimento apenas quando houver um lapso de tempo sem colisões.

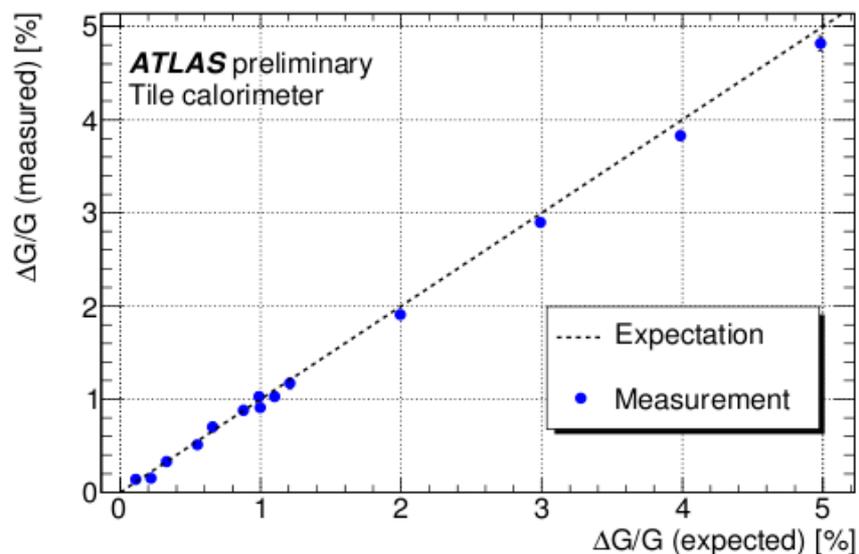


Figura 5.3 – Variação do ganho relativo medido em função do ganho relativo esperado, através da aplicação de laser em uma PMT. [41]

O *layout* do sistema está ilustrado na Figura 5.4. O *laser box* é totalmente controlado via VME assim como o controle eletrônico dos pulsos a laser.

O sistema a laser pode ser usado no *gap* do LHC, o que permite o monitoramento contínuo das PMTs e calibração dos respectivos parâmetros de conversão. Mas também pode ser usado durante os minutos relativos ao preenchimento dos feixes, esperados para acontecerem a cada 7 horas, aproximadamente. [17]

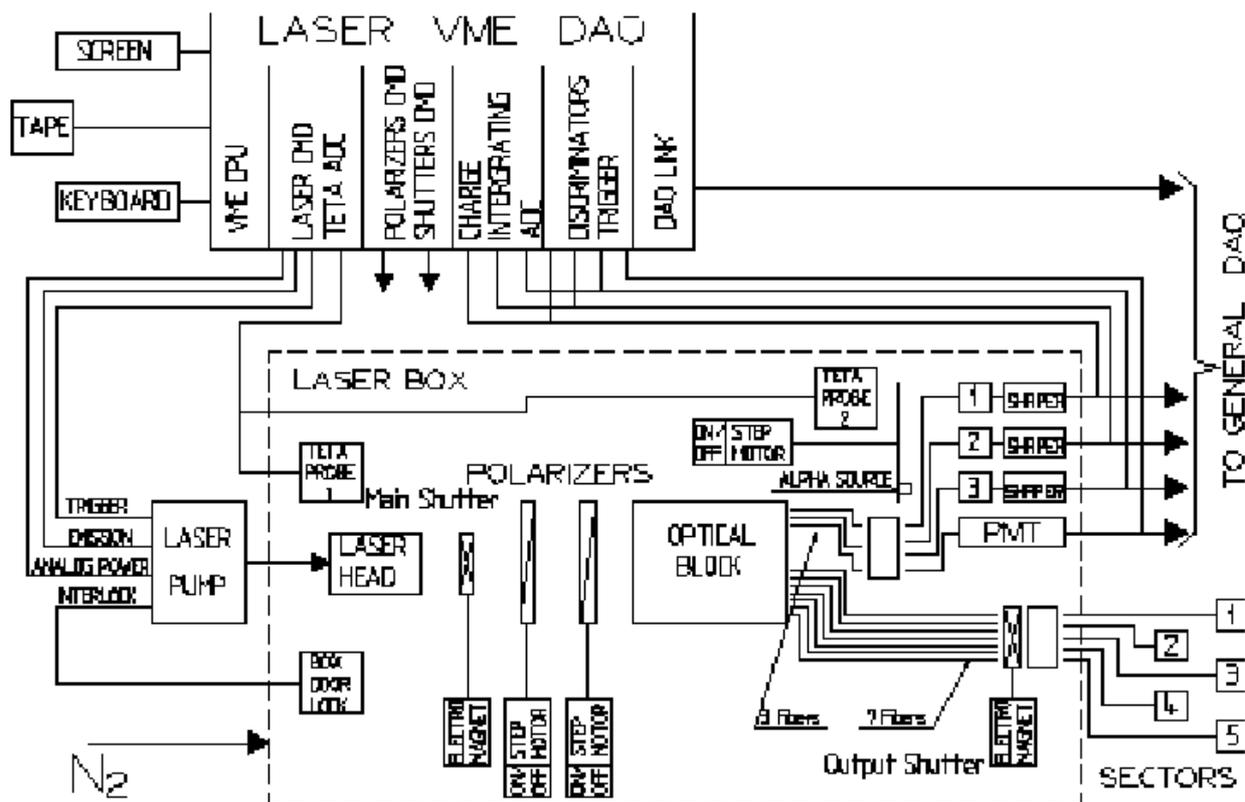


Figura 5.4 – Esquema básico da implementação do sistema a laser. [17]

5.4.2 Performance alcançada com o sistema a laser

A capacidade de monitorar alterações na resposta das partículas ao nível de 1% é uma poderosa funcionalidade para avaliar a performance do calorímetro e sua evolução com o tempo.

O limite na acurácia do monitoramento do sistema a laser é devido ao erro no sinal de referência dado pela fonte radioativa no monitoramento dos fototubos.

Pode-se verificar o nível de acurácia dos ganhos das PMTs de duas maneiras.

A primeira consiste em fazer várias medidas do ganho relativo de várias PMTs em um período de uma hora, por exemplo. Os resultados permitem avaliar a acurácia, considerando que não existem flutuações do ganho neste curto intervalo de tempo. A

Figura 5.5 mostra o histograma do ganho normalizado de 10 PMTs medidas 8 vezes em 1 hora. A dispersão indica uma acurácia de ganho relativo de 0,32% em RMS e 0,28% em sigma.

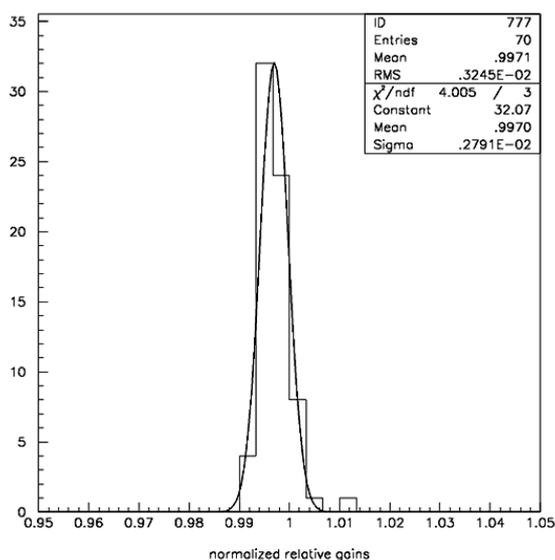


Figura 5.5 – Ganhos relativos normalizados de 10 PMTs medidos em 8 vezes dentro de uma hora.[5]

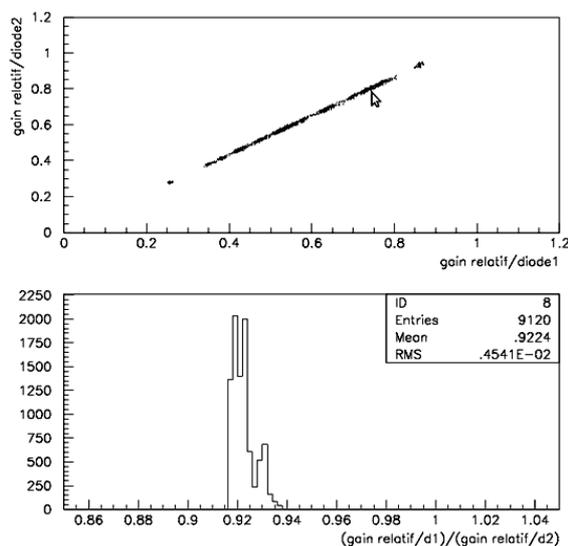


Figura 5.6 – Correlação entre ganhos relativos obtidos de dois fotodiodos diferentes.[5]

A segunda maneira de avaliar a precisão do ganho relativo é comparar os valores obtidos através da calibração do pulso de laser para um fotodiodo com outro obtido através de outro fotodiodo. A Figura 5.6 mostra a correlação entre os ganhos relativos de 2 fotodiodos, PD1 e PD2. A comparação foi feita com 40 PMTs do módulo central durante 228 *runs*. A inclinação do diagrama de correlação não é 1 porque os dois fotodiodos recebem diferentes frações dos pulsos de luz de laser. A distribuição da taxa dos ganhos relativos usando PD1 e PD2 tem um RMS de 0,5%.

A Figura 5.7 mostra a evolução dos ganhos relativos, normalizados pelo valor médio para cada PMT, durante os testes preliminares. No diagrama superior, o número de PMTs está em um dos eixos horizontais, numerado de 80 a 120. As datas, em dias, estão no segundo eixo horizontal e os ganhos relativos estão no eixo vertical.

No gráfico de baixo, é mostrada a distribuição normalizada dos ganhos relativos, que tem um RMS de 1,3%, o que representa uma estabilidade considerável e, dessa forma, correções *offline* da resposta das PMTs para as flutuações dos ganhos medidos não melhoram substancialmente a resolução do calorímetro.

Ganhos não-lineares têm sido medidos através da observação das flutuações das curvas das respostas das PMTs em função da resposta dos fotodiodos. No limite superior da faixa dinâmica do laser, as flutuações observadas na linearidade foi de, aproximadamente, 1%.

O sistema a laser também é usado para verificar problemas de conexão dos canais e para determinar o número de fotoelétrons/GeV do calorímetro. Isto é feito calculando o número de fotoelétrons associados ao pulso laser de um sinal de PMT, o que permite encontrar o número de fotoelétrons por pC medido nos ADCs, dos quais se obtém fotoelétrons/GeV dividindo pela escala de conversão carga/energia do calorímetro (pC/GeV), medida com feixe de elétrons.

Um dedicado conjunto de elementos ópticos garantem a atenuação do sinal. Este sistema de calibração foi comissionada até setembro de 2009 e, desde então, está operando em estável configuração. Variando-se as tensões aplicadas pelas fotomultiplicadoras, a sensibilidade do sistema para variações do ganho foi de 0,3% em um conjunto de dados recuperados sobre algumas horas.

A estabilidade dos ganhos das PMTs foi avaliada usando laser sobre 98,8% dos canais. A estimativa da variação do ganho relativo com o tempo foi baseada nas análises da forma da distribuição das respostas das PMTs para o sinal induzido pelo laser em muitas instâncias. A variação média do ganho em função do tempo ao longo de 40 dias está mostrada na Figura 5.8. Esta variação é estimada para estar dentro de 1,0%. As barras de erro de 0,5% são para as incertezas estatísticas e efeitos sistemáticos. A incerteza sistemática é devida a limitação da reprodutibilidade da intensidade da luz nas PMTs, considerando que o objetivo do projeto do sistema a laser é monitorar a estabilidade do ganho relativo com 0,5% de acurácia para períodos de tempo de meses e anos.

Uma vez que a variação global do sinal laser é contabilizada, a estabilidade do ganho por canal pode ser estudada. A variação típica canal a canal para o ganho maior (HG) e ganho menor (LG) está mostrada na Figura 5.9, na qual as variações do ganho relativo para duas calibrações a laser, realizadas em um intervalo de 50 dias, são mostradas. As faixas laterais sombreadas representam canais com variação relativa acima de 1%. O RMS observado de 0,3% (0,2%) no HG (LG) é a convolução das flutuações residuais do sistema a laser e variações da resposta da PMT. Dessa forma, este RMS pode ser considerado como o limite superior na possível variação estocástica dos ganhos das PMTs.

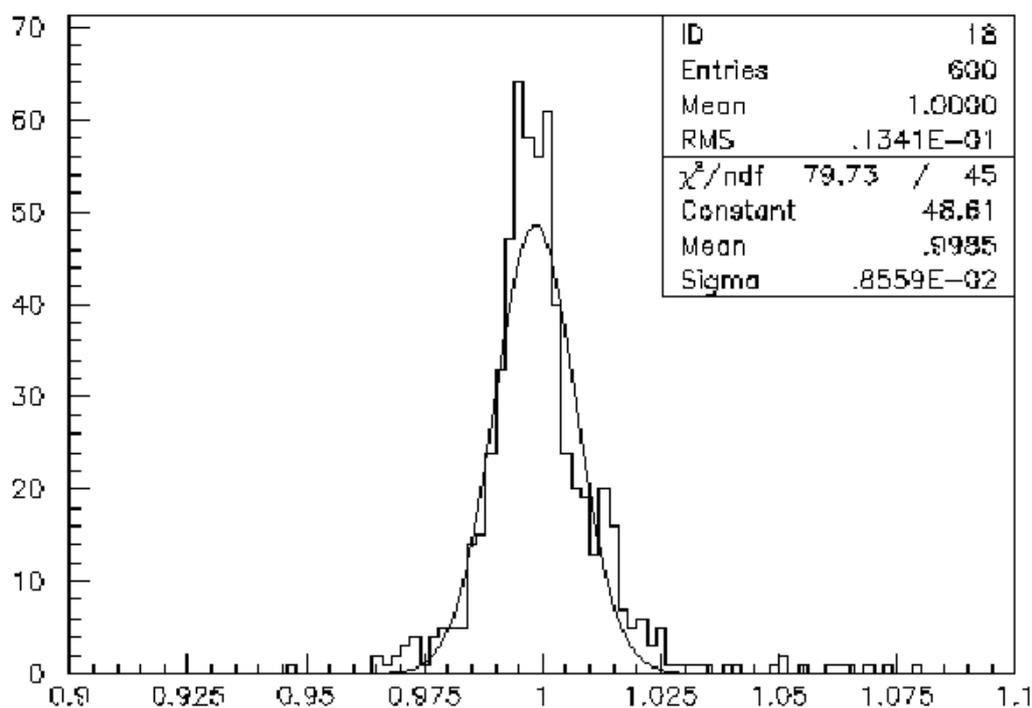
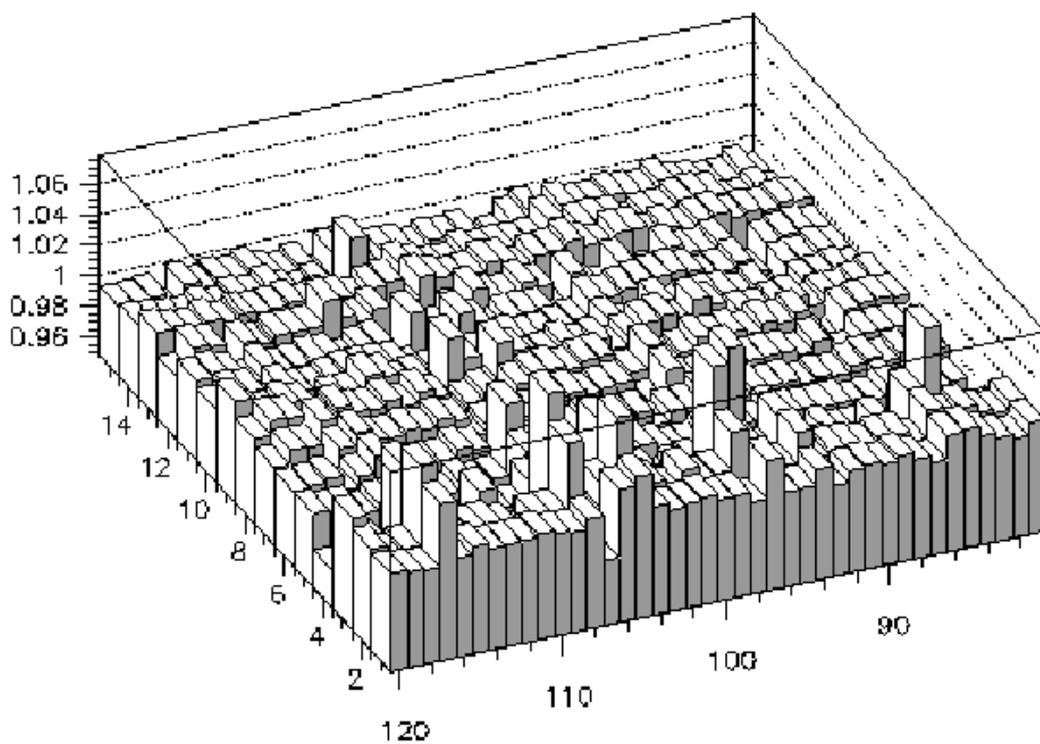


Figura 5.7 – Evolução do ganho relativo durante os testes preliminares. [17]

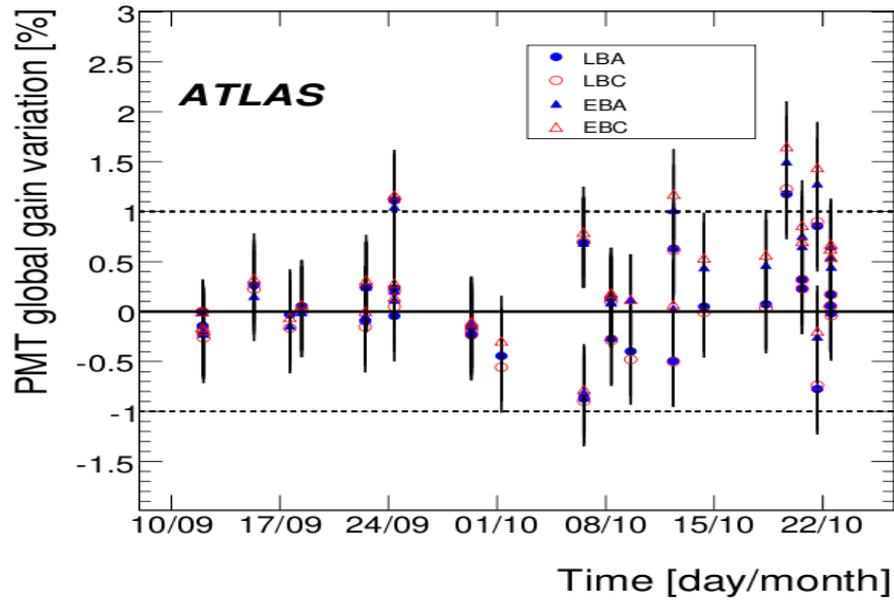


Figura 5.8 – Variação do ganho médio das PMTs medida pelo sistema de calibração a laser em função do tempo sobre 40 dias em2009. [42]

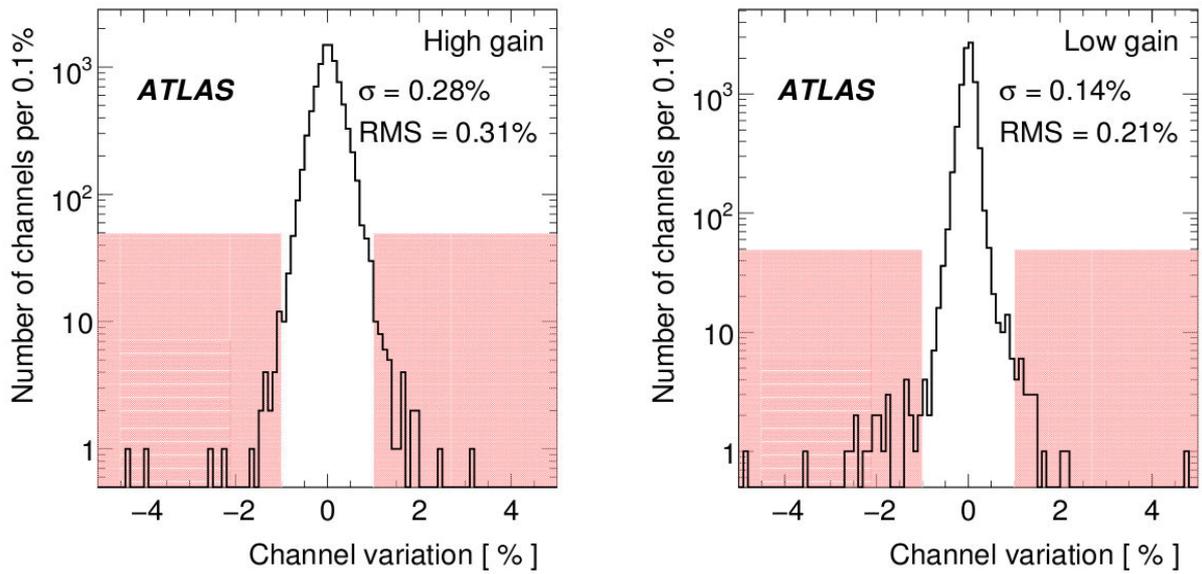


Figura 5.9 – Variação do ganho relativo de fotomultiplicadoras, canal a canal, para calibrações a laser realizadas com o ganho maior, mostrado a esquerda, e o ganho menor, mostrado a direita.

5.5 Sistema de Injeção de Carga

5.5.1 Considerações gerais

O TileCal é usado para medir a energia de jatos hadrônicos sobre uma grande faixa de energia. São esperadas que flutuações nas propriedades dos jatos e nas suas deposições de energia no calorímetro limitem a acurácia das medições de suas energias absolutas em alguns pontos percentuais. Assim, o objetivo para a precisão da calibração eletrônica é de, aproximadamente, 1%. [43]

Neste contexto, o Sistema de de Injeção de Carga – CIS (*Charge Injection System*) é um elemento importante para a calibração da energia medida com o TileCal porque, como parte permanente da eletrônica de cada canal, é usado para determinar a calibração relativa dos pulsos provenientes do sistema eletrônico de leitura para todas as PMTs e mapear a resposta sobre toda a faixa de sinais de entrada ao longo do tempo. Ou seja, o CIS é usado para medir o fator de conversão entre a carga (pC) e *counts* (ADC) para a leitura digital da calibração a laser e, também, dos dados físicos. [41] [42] [43]

Cada canal de uma PMT tem dois caminhos analógicos (*bi-gain*), o alto e baixo ganhos (82 *counts/pC* e 1.3 *counts/pC*, respectivamente), digitalizados por conversor ADC de 10 bits, cobrindo uma faixa de 800 pC (que corresponde a um deposição de energia de, aproximadamente, 700 GeV). [41]

Cada canal é equipado com capacitores utilizados na calibração, carregados com fonte de tensão altamente precisa, que descarregam na entrada do sistema eletrônico. A medição da carga injetada na entrada dos canais eletrônicos permite obter as denominadas constantes CIS, que são usadas para converter o sinal do ADC *counts* em relação a pC.

No ATLAS, o sistema CIS é usado periodicamente durante os intervalos sem feixe, chamados de *beam-off*.

A variação das constantes de calibração, para canais individuais do ADC, durante a primeira metade do período de aquisição dos dados de 2011, foi de,

aproximadamente, 0,1% e canais com variação maior que 1% foram registrados para recalibração.

5.5.2 Propriedades do sistema de leitura

A medição de energia com o TileCal depende da resposta de 9.856 canais de leitura e os pulsos de entrada provenientes das PMTs ou do CIS usam exatamente a mesma eletrônica, que está esquematizada na Figura 5.10. Os componentes do CIS para cada canal, assim como o denominado *passive shaper* e os amplificadores com alto e baixo ganhos, estão situados em uma pequena placa de circuito impresso, conhecida como “3-in-1 card”, que é montada no divisor de tensão da PMT. Os capacitores utilizados para injetar a carga de teste são uma parte intrínseca da entrada da rede de *passive shapers* mesmo quando o CIS não estiver sendo usado. O *passive shaper* produz uma forma Gaussiana padronizada de 50 nano segundos e amplitude proporcional à carga de entrada. O pulso gerado é amplificado em dois diferentes seguimentos no 3-in-1, um deles com ganho maior e outro menor, com uma razão de 64:1. Estes dois sinais são digitalizados em cada *bunch crossing* (25 ns) por conversores ADC de 10 bits. O seguimento da eletrônica com ganho menor tem respostas máximas (1.023 *counts*) para uma entrada de 800 pC (o valor nominal da resposta do calorímetro para chuveiros eletromagnéticos é 1,0 pC/GeV) enquanto que, para o maior ganho, a saturação ocorre para 12,5 pC (16 *counts*). Estes valores são ligeiramente modificados por um *offset* da linha de base (pedestal), que é configurado para, aproximadamente, 50 *counts*. Amostras digitalizadas do nível do pedestal tem valor RMS de 0,6 *counts* para o ganho menor e 1,2 *counts* para o ganho maior, decorrente principalmente do ruído dos amplificadores eletrônicos do módulo 3-in-1.

Para cada *trigger* do primeiro nível, até 16 amostras ADC podem ser retidas, embora 7 serão armazenadas durante a operação normal do ATLAS. Durante os testes, 7 ou 9 amostras foram armazenadas. No modo duplo de ganho, os dados

provenientes dos dois ganhos são armazenados. Durante a operação normal, os dados do ganho maior são armazenados se não houver saturação no ADC e, caso contrário, os do ganho menor o serão.

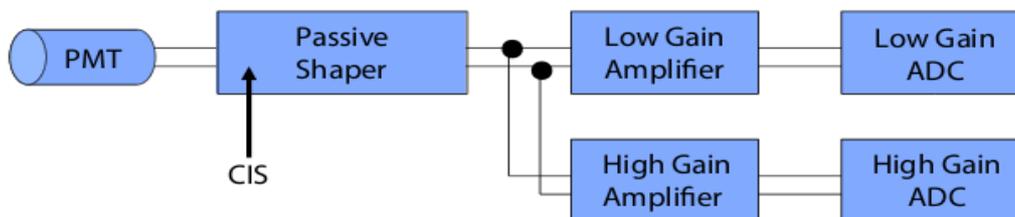


Figura 5.10 – Estrutura da cadeia de leitura. [43]

Os seguimentos dos ganhos maior e menor na placa *3-in-1* consistem de circuitos separados mas não totalmente independentes, haja vista que compartilham a entrada comum. Ambos os seguimentos incluem amplificadores que permitem rápida recuperação caso haja saturações. Para o seguimento do ganho maior, a saturação analógica ocorre para sinais de entrada de, aproximadamente, 40 pC, embora o fundo de escala ocorra a 12,5 pC. Para o seguimento do ganho menor, a saturação analógica ocorre a, aproximadamente, 1.400 pC, consideravelmente maior que os 800 pC da faixa digital do sistema. [43]

5.5.3 Propriedades do sistema de injeção de carga

Há dois capacitores de calibração em cada canal com capacitâncias de 5,2 pF \pm 2% (este valor inclui a capacitância intrínseca da placa de circuito impresso, que adiciona, aproximadamente, 0,1 pF) e 100 pF \pm 1%. Estas tolerâncias correspondem a incertezas RMS de 1,2% e 0,6%, respectivamente. Os capacitores são carregados através de fontes de tensão de alta precisão comuns a vários canais, enquanto conversores ADCs são únicos para cada canal. O chaveamento entre os capacitores

permite o carregamento de cada um deles e o consequente descarregamento no *passive shaper*. Conectando um capacitor carregado na entrada do *passive shaper*, ocorre a injeção de uma conhecida quantidade de carga na eletrônica de leitura, simulando um sinal físico de uma associada PMT. O pulso injetado é ligeiramente mais rápido que o sinal da PMT e isto introduz 8% de correção entre a escala medida via CIS com o pico de amplitude do pulso de saída e a correspondente escala proveniente da PMT. Esta correlação foi estabelecida durante os testes realizados *a priori*. [43]

Uma inevitável característica do sinal CIS é que o controle digital do chaveador FET, juntamente com capacitâncias internas, injetam um pequeno sinal bipolar no *passive shaper*. Esta característica, que será chamada de *leakage pulse*, está presente somente nos dados provenientes do CIS e não nos dados gerados das colisões, durante as quais os chaveadores permanecem fechados. [43]

Para isolar o *leakage pulse* do sinal primário, o chaveador pode ser fechado sem carregar o capacitor. Pela variação da temporização do fechamento do chaveador, a forma do *leakage pulse* pode ser mapeada e usada como a correção das subsequentes análises. Os resultados deste mapeamento estão mostrados na Figura 5.11. Para o ganho menor, os picos de amplitude são de 1,2 *counts* (0,9 pC) e 0,7 *counts* (0,5 pC) para os capacitores de 100 e 5,2 pF, respectivamente. [43]

A forma do *leakage pulse* é assumida permanecer constante à medida que o capacitor carrega. O pico de amplitude poderia variar devido as mudanças na carga de *leakage* dos chaveadores FET, mas esta variação é esperada ser pequena. O chaveador é um Siliconix DG611DY e, segundo as especificações do fabricante, há um decaimento na característica da carga *leakage* de 4 pC para nenhuma tensão aplicada a 0 pC na máxima tensão de carregamento CIS de 8V. Para valores de tensão de carregamento abaixo da saturação do maior ganho do sistema de leitura, o decaimento esperado é menor que 0,1 pC. [43]

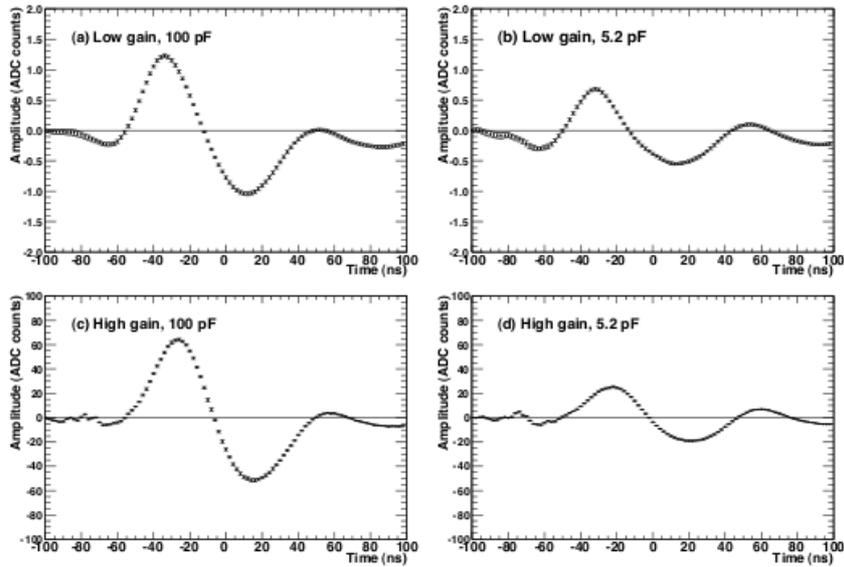


Figura 5.11 – *Leakage pulses* medidos para capacitores de 100 pF e 5,2 pF com ganhos menor e maior. A origem no eixo horizontal corresponde à posição de pico para um sinal de carga injetada correspondente a 50% de fundo de escala. As formas representam a média de 44 canais para o ganho menor e 4 canais para o ganho maior. [43]

5.5.4 Performance esperada do *hardware*

5.5.4.1 Tolerância dos componentes

O *passive shaper*, mostrado na Figura 5.10, contém somente indutores e capacitores. Seus capacitores possuem dielétricos de cerâmica *high-Q* (alta qualidade) NP0 (*negative-positive zero* - são materiais dielétricos com as menores perdas). A tolerância dos capacitores de calibração está mostrada acima e a dos demais é de 1%. Os indutores possuem dielétricos de ferrite e tolerância de 2%. Resistores que influenciam todo o ganho analógico, seja no uso dos divisores de tensão ou no controle do ganho de um OPAMP são de filmes finos e SMD com tolerância de 0,1%. [43]

A variação na amplitude de saída associada às tolerâncias destes componentes passivos foram determinadas através de estudo Monte Carlo com o simulador SPICE. A variação esperada do pico de amplitude de saída para uma dada carga de entrada é de, aproximadamente, 0,2%. [43] [44]

A performance do *passive shaper* em cada módulo *3-in-1* é também sensível à capacitância da fonte de sinal, neste caso a PMT, e associada ao divisor de tensão. O valor típico da capacitância foi medido e incluído no projeto do *shaper*. Para estimar a influência da variação neste valor, 4 PMTs e divisores de tensão foram testados com os mesmos módulos *3-in-1* e canal de leitura. Um valor RMS de 0,7% foi observado no pico da amplitude de saída. Este valor é tomado como característico da variação de canal para canal desta fonte, antes de qualquer calibração.

5.5.4.2 Características do DAC

O conversor DAC de 10 bits que configura a tensão aplicada aos capacitores de calibração é um Exar MP7633JS. Ele tem um erro especificado de 0,4% de fundo de escala, não linearidade diferencial (DNL) de 2 bits menos significativos (LSB), e uma não linearidade integral (INL) de 2 LSB. O DNL caracteriza as variações na largura de 1.023 passos, enquanto o INL caracteriza os desvios do ajuste da resposta. O DAC é alimentado com uma fonte de tensão de alta precisão com tolerância de 0,1%, através de dois OPAMPs que também têm ganho controlado de 0,1%. [43]

A tensão de carregamento foi medida durante os testes para um grupo de 48 módulos *3-in-1*, usando um voltímetro digital (DVM). A tensão de fundo de escala teve média de 0,2% sobre o valor nominal de 8,192 V e RMS entre os módulos de 0,08%. Para uma configuração de DAC equivalente a zero, a tensão de carga medida foi de -30 +/- 60 μ V. É utilizado um limite superior de 0,1% para o efeito na incerteza canal para canal. [43]

A região de performance mais problemática para o DAC corresponde a um pequeno número de *counts*. Esta região foi examinada utilizando um DVM para medir

a tensão aplicada em cada configuração. O erro medido em cada tensão aplicada está mostrado na Figura 5.12 para dois módulos *3-in-1*. O erro é menor que 0,4% para cargas acima de 3 pC e menor que 0,2% para cargas acima de 10 pC. Os resultados medidos para os desvios e erros são substancialmente melhores que o esperado para um DAC com as especificações mostradas acima. [43]

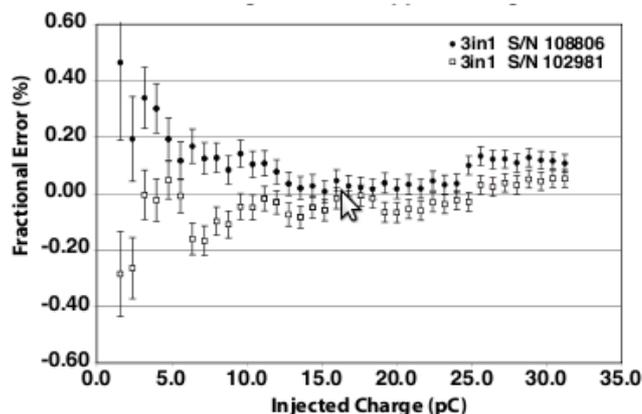


Figura 5.12 – Erro em função da carga injetada com o capacitor de 100 pF. [43]

5.5.4.3 Características do ADC

O ADC usado para digitalizar o sinal analógico é o AD9050 da *Analog Devices*. O erro de fundo de escala especificado é de 1%, um típico DNL de 0,75 LSB e um típico INL de 1 LSB. Se este DNL fosse distribuído de acordo com uma Gaussiana, ele corresponderia a uma variação RMS nos passos de 0,23 LSB. Além disso, o erro RMS de quantização de um típico ADC amostrando uma amplitude randômica é de 0,29 LSB. [43]

As propriedades do ADC foram testadas no laboratório através da medição da saída de 10 ADCs. Este estudo usou um DAC de 16 bits *Highland Technology V470* para controlar o nível de tensão de entrada, o qual foi escaneado na escala completa do ADC em passos de, aproximadamente, 0,04 mV. Aproximadamente 26 passos de tensão de entrada foram tomados através de cada passo do ADC. Para cada tensão de entrada, a saída do ADC foi amostrada de 500 amostras digitalizadas. O ajuste linear

da saída do DAC versus a entrada foi aplicada para determinar o ganho. Isto foi encontrado para ter uma variação RMS de 1,5% sobre os 10 ADCs. Os residuais de um ajuste linear estão mostrados na Figura 5.13. A resposta para os outros é similar. As características observadas são consistentes com a especificação do fabricante. [43]

As respostas residuais para todos os 10 ADCs mostram uma periodicidade de 32 *counts*. O valor RMS para estas respostas foi de, aproximadamente, 0,5 LSB, embora não tenham uma distribuição Gaussiana. As implicações deste padrão de respostas residuais na medição de amplitude com o sistema de leitura foram analisados via Monte Carlo. Apesar da aparente complexidade, o efeito combinado no pico da amplitude reduz para uma incerteza sistemática de 0,5 *counts*. [43]

Dessa forma, a principal fonte de variações no ganho se deve às capacitâncias de entrada e o erro do ganho do ADC. Porém, o sistema CIS permite que estas variações possam ser medidas e removidas. [43]

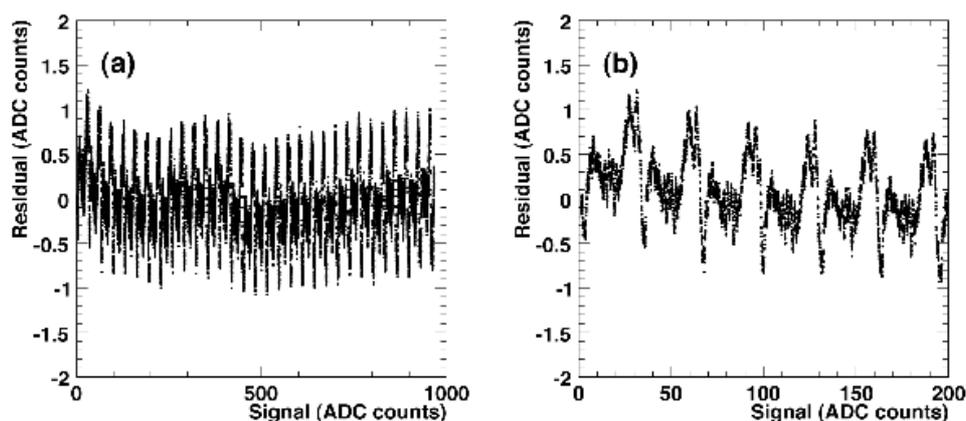


Figura 5.13 – Desvios medidos de um típico ADC: (a) residual sobre toda a escala, (b) detalhe mostrando o residual estruturado com o período de, aproximadamente, 32 ADC *counts*. [43]

5.5.4.4 Não-linearidade do ganho menor

Uma característica não ideal do sistema de leitura está mostrada na Figura 5.14 (a), a qual mostra a taxa medida do pico de amplitude de saída em função da carga injetada. Para uma resposta linear, esta taxa deveria ser constante. Na configuração normal, mostrada em círculos sólidos, a não-linearidade de 2% é vista em um sinal de,

aproximadamente, 110 pC. As barras de erro na Figura 5.14 (a) correspondem à incerteza sistemática de 0,5 counts da performance do ADC. Flutuações em cargas menores parecem ser consistentes com a fonte. [43]

Maior percepção do comportamento da eletrônica foi obtida através de simulações da resposta analógica. Isto foi feito com o programa AccuSim, uma versão da Mentor Graphics para o SPICE. A simulação usou modelos dos fabricantes dos circuitos integrados. A forma do pulso de entrada foi tomada a partir da medição de um sinal de uma PMT com 50 ohms de carga feita com osciloscópio digital. [43]

A não-linearidade prevista na resposta do ganho menor da simulação para o sinal analógico está mostrada na Figura 5.14 (b). A resposta tem uma diminuição acentuada a partir de 40 pC e atinge o máximo de 0,6%. A queda na resposta em 40 pC ocorre quando o ganho maior da eletrônica analógica começa a saturar. Os dois seguimentos, ganhos maior e menor, são conectados à mesma fonte e, quando o OPAMP do ganho maior satura, pequenas variações no *offset* da tensão de entrada podem propagar para o outro segmento. Diante disso, foram repetidas medições e simulações com o seguimento do ganho maior desconectado. Os resultados estão mostrados com o círculo aberto nas Figuras 5.14 (a) e (b). A maioria da não-linearidade é removida desta forma. Algum acoplamento residual poderia ainda permanecer através de capacitâncias do PCB e acoplamentos através da fonte mas estes não foram simulados ainda. [43]

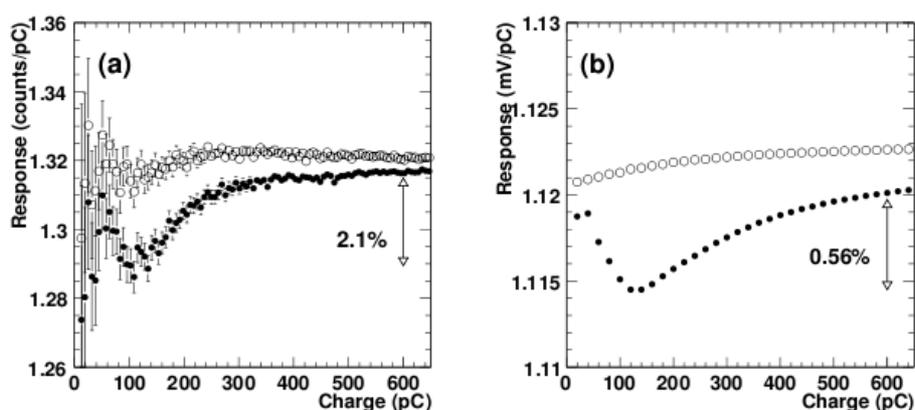


Figura 5.14 – (a) medida do ganho menor com (●) e sem (○) o ramo do ganho maior conectado. As barras de erro correspondem às incertezas sistemáticas de 0,5 counts do ADC. (b) não-linearidade prevista para o ganho menor com (●) e sem (○) o ramo do ganho maior conectado.

Embora os valores preditos e observados variem um pouco, as formas dos gráficos são semelhantes. Estas variações foram atribuídas às questões de simulações pelo fato do modelo adotado não apresentar uma sensibilidade maior. [43]

5.5.5 Estratégia de calibração do sistema CIS

5.5.5.1 Objetivos da calibração

Baseado no que foi mostrado anteriormente sobre as variações da resposta do sistema de leitura e da não-linearidade do ganho menor, os objetivos do CIS são os seguintes:

- Calibração das variações das respostas do sistema de leitura, fornecendo um fator de conversão *ADC count* para pC para as duas escalas de ganho em cada canal.
- Correção dos 2% de não linearidade na resposta do ganho menor.

Como foi mencionado anteriormente, um dos fatores de variação é o ganho do ADC. Os ganhos maior e menor, em cada canal, utilizam ADCs separados, que são calibrados separadamente.

5.5.5.2 Definição dos fatores de calibração

A Figura 5.15 mostra o pico de amplitude de um escaneamento CIS em função da carga injetada para um canal típico. O fator de calibração para cada ganho é obtido a partir da inclinação do ajuste linear desde a origem. As respostas residuais dos dois ajustes estão mostradas na Figura 5.16. Cada ponto representa a média de mais de 200

injeções e as incertezas são consideradas muito pequenas. As incertezas sistemáticas dominantes são provenientes da não-linearidades dos ADCs. [43]

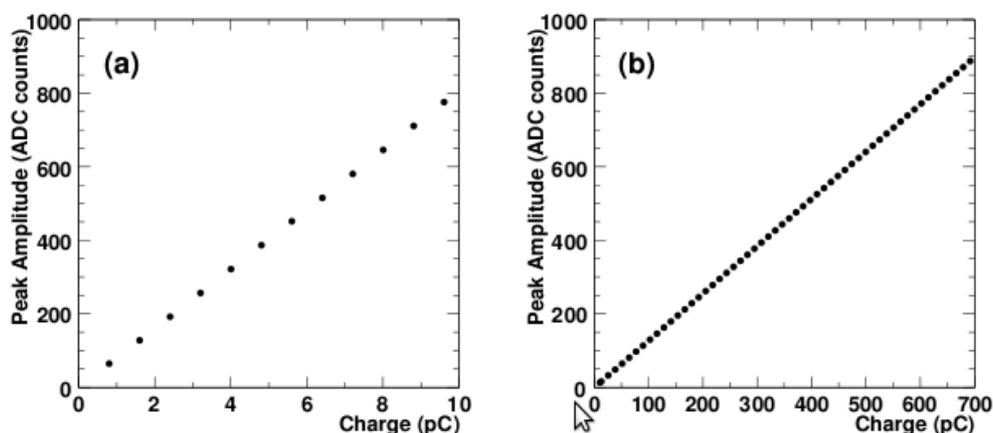


Figura 5.15 – Picos de amplitude em função da carga injetada para um típico canal com (a) ganho maior e (b) ganho menor. [43]

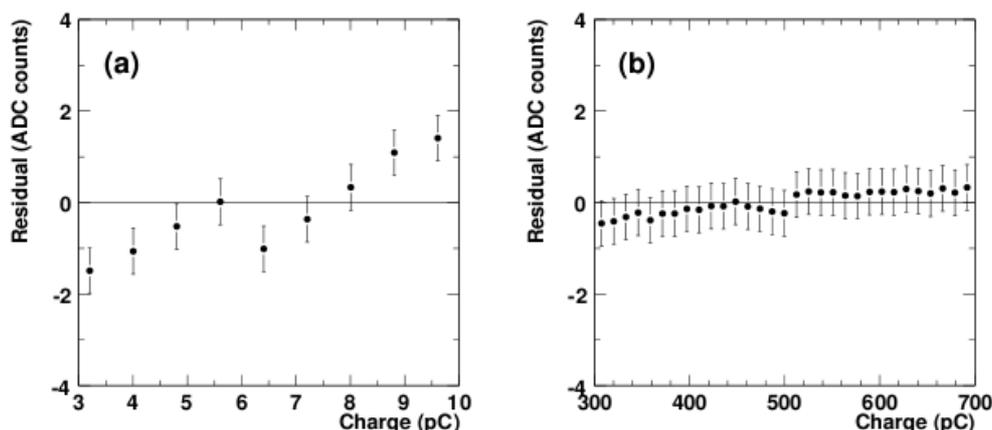


Figura 5.16 – Valores residuais da calibração do canal de leitura mostrado na Figura 5.16 (a) para o ganho maior e (b) para o ganho menor. As barras de erro correspondem às incertezas sistemáticas de 0,5 counts do ADC. [43]

A faixa do ajuste linear para cada ganho é restrita e as cargas de entrada fora desta faixa são calibradas por extrapolação. Os limites superiores, escolhidos para estarem bem abaixo da saturação do ADC, são de 10 pC para o ganho maior e 700 pC para o ganho menor. O limite inferior para o ganho maior é de 3 pC, garantindo que a carga injetada com o capacitor de 100 pF está definida por, pelo menos, 4 counts do DAC e, por isso, tem precisão melhor que 0,4%. Excluindo os pontos de menor valor de carga injetada, também minimiza a sensibilidade ao pulso *leakage*, o qual tem

amplitude máxima menor que 0,8 pC. Para o ganho menor, o ganho inferior a 300 pC é grande o bastante para excluir qualquer contribuição significativa de não-linearidade. [43]

Histograma dos fatores de calibração dos ganhos maior e menor para 269 canais de 3 módulos são apresentados na Figura 5.17. A média do fator de calibração do ganho maior é 81,3 *counts/pC* com um RMS de 1,5% enquanto que, para o ganho menor, 1,29 *counts/pC* com 1,4%. [43]

A Figura 5.18 mostra o RMS em função da carga injetada. Os círculos fechados mostram a resposta depois da calibração e os abertos, antes dela. O aumento da variação do RMS para valores menores de carga se deve às propriedades do sistema. [43]

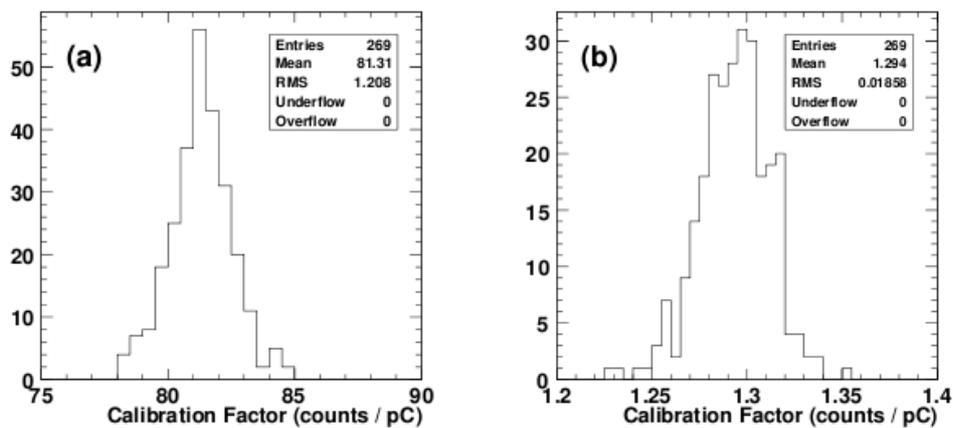


Figura 5.17 – Fatores de calibração de 269 canais de leitura para o ganho maior (a) e ganho menor (b). [43]

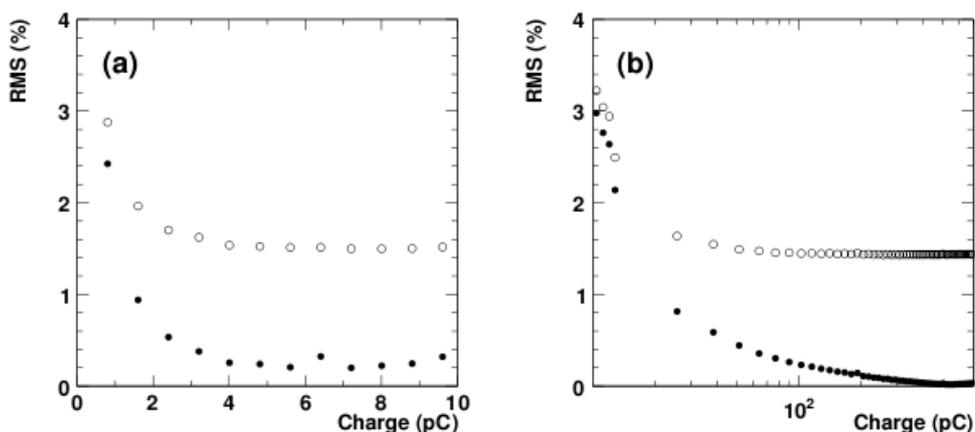


Figura 5.18 – Variação da resposta de 269 canais em função da carga injetada para o ganho maior (a) e ganho menor (b), mostrando o RMS antes da calibração (●) e depois (o). O aumento na variação para valores menores de carga em (a) se deve, majoritariamente, à resolução do DAC, enquanto que, em (b), se deve à resolução do ADC. [43]

A Figura 5.19 mostra a estabilidade das constantes de calibração dos ganhos maiores e menores entre agosto de 2008 e outubro de 2009. Foram compreendidos 99,4% do número total de ADCs e a estabilidade temporal de um canal típico também está mostrada para cada ganho. [42]

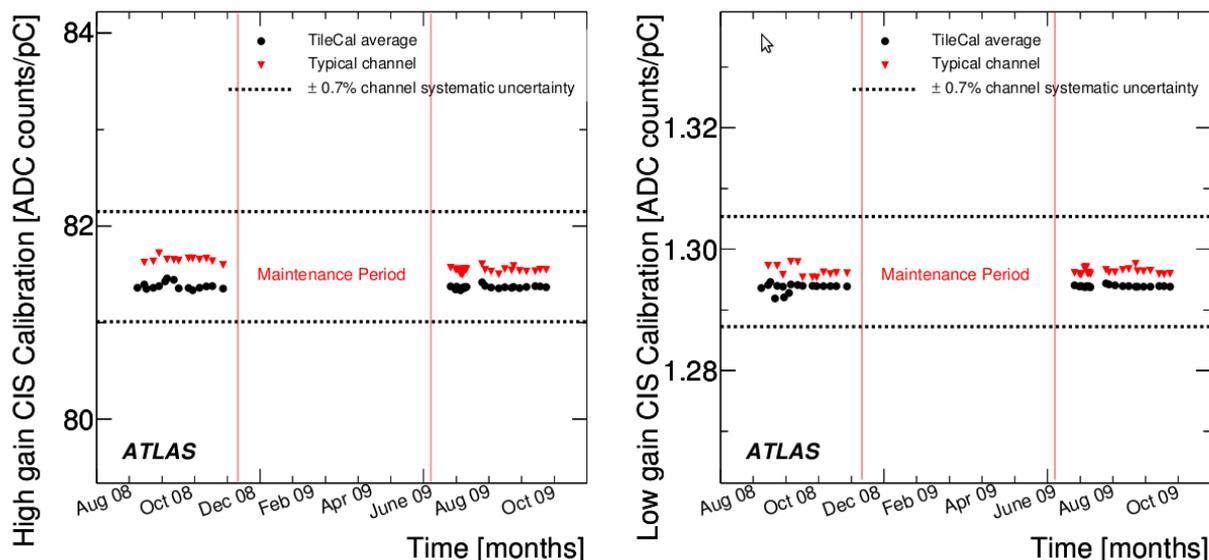


Figura 5.19 – Estabilidade das constantes de calibração dos canais de leitura para os ganhos maior (esquerda) e menor (direita) em função do tempo. [42]

Neste período, a variação RMS para os ganhos maiores e menores mostrada é menor que 0,1%. As bandas sobrepostas de $\pm 0,7\%$ representam as incertezas sistemáticas para as constantes de calibração de canais individuais, principalmente devido às incertezas das cargas injetadas. [42]

As distribuições das constantes de calibração para os ganhos maiores e menores para canais individuais dos ADCs foram comparados com amostras dos canais calibrados durante os testes preliminares, compreendidos entre 2002 e 2003 e com os testes de 2009. Não foram encontradas alterações significantes nos valores das constantes. [42]

5.5.5.3 Correção da não-linearidade do ganho menor

A resposta residual depois da calibração de primeira ordem, medida sobre 269 canais, está mostrada na Figura 5.20. A resposta residual para o ganho maior é menor que 0,2% para valores de carga superiores a 3 pC e está dentro da precisão desejada de 1%, de modo que não serão necessários procedimentos de calibração de segunda ordem. O maior valor de residual para carga menor que 2 pC é devido a efeitos residuais do pulso de *leakage* em pequenos valores de carga injetada e não é esperado para dados provenientes da Física do detector. De qualquer forma, o efeito é menor que 0,6% em 0,67 pC. [43]

Por outro lado, a resposta residual para o ganho menor mostra valores que se aproximam de 2%. Isto é removido com correções baseadas nestes residuais. [43]

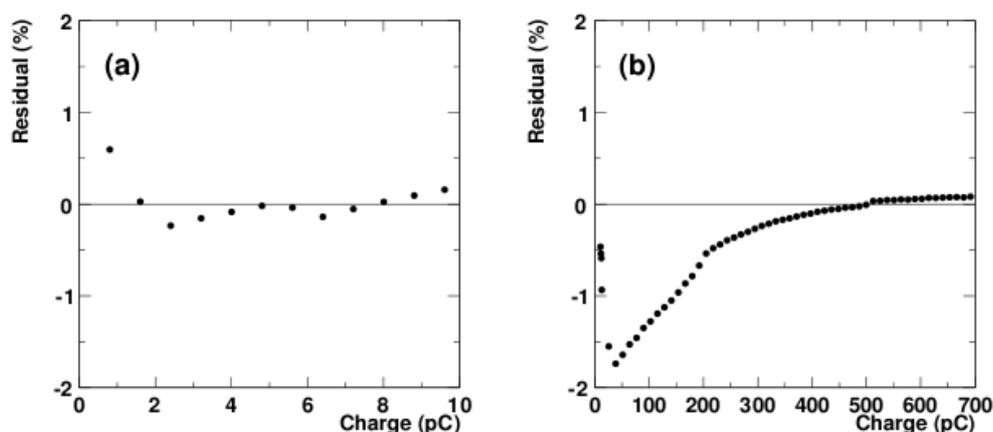


Figura 5.20 – Residual médio nos 269 canais depois da calibração em função da carga injetada para o ganho maior (a) e para o ganho menor (b).

Como não houve variações além das incertezas da resolução dos ADCs, uma correção global foi realizada e consiste de uma *Look Up Table* (LUT) das médias dos valores residuais mostrados na Figura 5.20 (b), que corrigem a não-linearidade observada. A medição de carga em um dado canal é determinada por uma calibração de primeira ordem, enquanto uma correção de segunda ordem é feita através da LUT. A mesma correção é aplicada em todos os canais e não há a introdução de outros parâmetros de calibração. Para cargas acima de 500 pC, não é realizada a calibração

de segunda ordem, haja vista que a resposta é, aproximadamente, linear e dentro de 0,1%.

5.5.6 Estudos dos efeitos sistemáticos

5.5.6.1 Assinaturas do ADC

Embora a performance observada dos ADCs esteja coerente com as especificações do fabricante, pequenos valores residuais não-Gaussianos podem ser significativas fontes de incertezas para sinais com poucos ADC *counts*. [43]

Para avaliar esta significância, foram feitas simulações via Monte Carlo e pseudo eventos foram gerados, alterando a escala do pulso para uma determinada amplitude. A temporização do pulso da amostra em cada pseudo-evento foi escolhida aleatoriamente, com uma distribuição uniforme de valor de tempo de pico de $\pm 12,5$ ns do valor central da amostra. O ruído da eletrônica do seguimento de menor ganho foi incluído para gerar amostras usando distribuição Gaussiana com RMS de 0,6 ADC *counts*. Um valor de *bias* foi introduzido em cada amostra baseada em seu valor, seguindo a assinatura medida do ADC. Finalmente, as amostras são arredondadas para valores inteiros, para simular a digitalização. [43]

Para cada assinatura medida do ADC, um conjunto de pseudo-eventos foi gerado com amplitudes variando de 2 a 900 ADC *counts*, com 1.000 eventos em cada amplitude. [43]

A incerteza esperada foi determinada a partir do cálculo da variação RMS do *bias* em cargas medidas com 10 assinaturas de ADC em função da carga. O resultado está mostrado na Figura 5.21 e comparado com a incerteza esperada de variáveis randômicas de 0,4 e 0,6 *counts* na amplitude ajustada. A escala de incertezas para pequenas cargas é de, aproximadamente, 0,5 *counts*. [43]

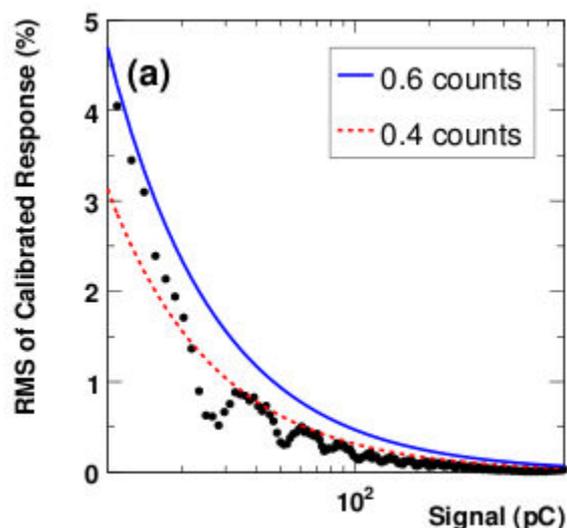


Figura 5.21 – Incertezas previstas na carga medida devido à resolução do ADC, com variação RMS dos resultados para 10 medidas de assinaturas do ADC. A incerteza para variação RMS na amplitude ajustada com 0,4 (vermelha) ou 0,6 (azul) *counts* do ADC. [43]

Dessa forma, as incertezas sistemáticas na medição de carga devidas às imperfeições do ADC correspondem a resolução de 0,5 *counts* na amplitude de pico. [43]

Embora os resultados dos estudos via Monte Carlo mostrados aqui se refiram ao seguimento do ganho menor, conclusões semelhantes podem ser aplicadas ao seguimento de ganho maior. O aumento no ruído da eletrônica de uma variação de 0,6 para 1,2 ADC *counts* tem pouco efeito nos resultados. A única importante distinção entre os seguimentos de ganho maior e menor em termos da performance do ADC é a faixa de carga na qual a resolução de 0,5 *counts* é significativa. [43]

5.5.6.2 Variações na forma do pulso

Em estudos anteriores sobre a forma do pulso, foi considerado que a forma independia do tamanho do sinal, variando-se somente a amplitude com a carga. Foi considerado que a forma era a mesma para todos os canais. Para investigar a variação

da forma com a carga, as formas foram quantitativamente comparadas e, depois, usadas para determinar a variação sistemática na carga medida. [43]

Este estudo se baseou nas formas do pulso para o maior capacitor, que é usado para a calibração. Para o menor capacitor, os procedimentos são os mesmos e as incertezas sistemáticas associadas poderiam então ser comparadas. [43]

Os pulsos foram gerados a partir de cargas injetadas de acordo com os valores mostrados na Tabela 5.1. As formas de pulso referência são os correspondentes a 8 pC para o ganho maior e 410 pC para o ganho menor. Cada forma de pulso se refere a média de 44 canais. [43]

Tabela 5.1 – Cargas e a correspondente configuração do DAC para as formas de pulso medidas. [43]

High Gain		Low Gain	
DAC Setting	Charge (pC)	DAC Setting	Charge (pC)
2	1.6	16	12.8
4	3.2	32	25.6
6	4.8	48	38.4
8	6.4	64	51.2
10	8.0	128	102.5
12	9.6	256	205.0
		384	307.5
		512	410.0
		640	512.5
		768	615.0

A variação da forma do pulso com a carga está mostrada na Figura 5.22. Diferenças na forma do pulso para o ganho maior ficaram menores que 1% da amplitude de pico, enquanto as diferenças de poucos pontos percentuais são vistos para o ganho menor. As diferenças maiores são associadas à não-linearidade do ganho menor.

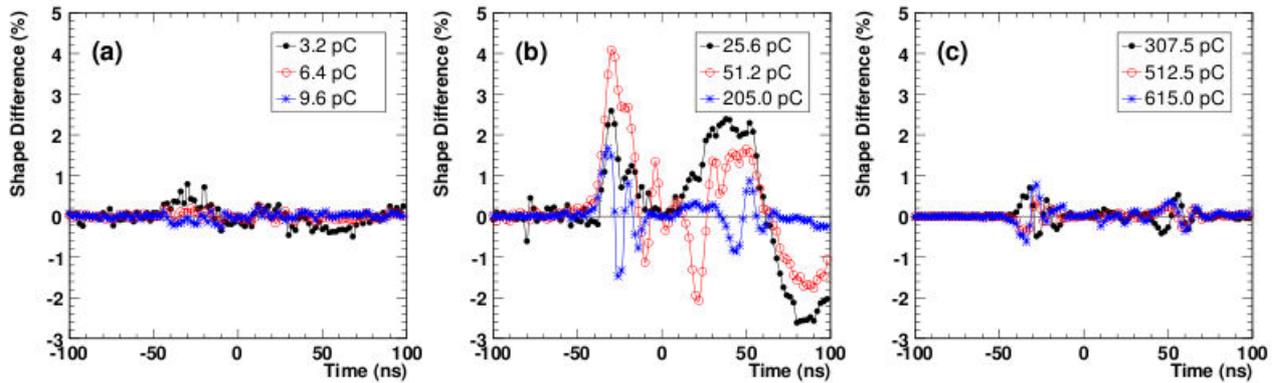


Figura 5.22 – Dependência de carga em relação a forma de pulso para o ganho maior (a), para o ganho menor (b) com valores intermediários de carga e para o ganho menor com valores maiores de carga (c). As diferenças são calculadas como percentuais da amplitude de pico normalizada relativa à forma de pulso referência, que corresponde a 8 pC para o ganho maior e 410 pC para o ganho menor.

5.6 Corrente de *minimum bias*

5.6.1 Introdução

Os detectores do CERN têm que lidar com outro problema que é o ruído proveniente das colisões próton-próton com pequenos valores de momento, cuja taxa é proporcional à luminosidade do LHC. Estes processos conduzem aos denominados eventos *Minimum Bias* (MB), que produzem uma ocupação em todos os detectores e não pode ser negligenciada. O ruído associado aos calorímetros pode limitar a performance, mas este processo pode ser usado para monitorar a resposta do TileCal, haja vista a corrente de MB, considerando-se a média em milisegundos, ser quase constante e proporcional à taxa de interação. Dessa forma, a corrente de MB pode ser usada para monitorar a resposta do calorímetro e a relativa luminosidade durante as colisões. [41] [17]

5.6.2 Características do monitoramento da corrente de *minimum bias*

A taxa da deposição de energia devida ao MB tem as seguintes propriedades:

[17]

- é proporcional à luminosidade do LHC.
- É uniforme no ângulo azimutal.
- É moderadamente dependente sobre a coordenada η medida pelo TileCal.
- Produz sinais nas PMTs que são, normalmente, grandes o suficiente para serem armazenados e sem grandes custos do ponto de vista eletrônico.
- A corrente no anodo das PMTs, medida em milisegundos, é quase sempre constante.

A primeira propriedade depende de determinadas condições como, por exemplo, a ausência de considerável contribuição das perdas dos feixes devido a espalhamento. Sob estas condições, a corrente média em cada célula de leitura, dividida pela luminosidade, dá um número proporcional para toda a resposta do calorímetro, que poderia ser constante com o tempo. Assim, qualquer variação na corrente MB em relação à luminosidade pode ser comparada à informação dos sistemas a laser ou de carga radioativa para entender o comportamento do calorímetro com o tempo e corrigi-lo, a partir da robustez que o método proporciona. [17]

O sinal MB fornece uma maneira de monitorar continuamente a resposta do calorímetro porque ele pode ser lido durante as colisões sem interferir na aquisição de dados. Isto porque o sinal no anodo da PMT é obtido sem interferir no *pulse shaper*. [17]

Mesmo se as condições no LHC não permitem usar o sinal MB para análises quantitativas, a corrente MB pode ser utilizada como ferramenta *online* de diagnóstico. Variações na resposta relativa de duas PMTs, que lêem uma célula do

TileCal, de distribuição φ e η do sinal MB, podem ser consideradas indicações de fenômenos que precisam ser investigados. [17]

Estimativas do sinal MB e sua amplitude e seu espectro de frequência são necessários para projetar a eletrônica.

5.6.2.1 Simulações da taxa de deposição de energia por MB

A energia média, depositada em cada colisão, em diferentes profundidades e pseudorapidez, no TileCal foram estimadas utilizando simulações Monte Carlo com os *softwares* do detector ATLAS. [17]

A luminosidade de $10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ produz 17,5 MB de eventos/colisão, considerando a frequência de colisões de 40 Mhz. Três conjuntos de eventos foram utilizados resultando em 1.227 eventos. Em cada colisão, a energia média depositada nas células $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$ para os três segmentos radiais estão mostradas na Figura 5.23, na qual o barril e o barril estendido são mostrados separadamente. [17]

A deposição da energia média por colisão é de 15 a 20 MeV no barril e de até 35 MeV no primeiro segmento do barril e barril estendido, respectivamente. Nas bordas dos barris a energia média é menor porque a energia é compartilhada entre duas partes do calorímetro ou entre o calorímetro *Endcap* e o barril estendido. Há um fator de 3 vezes menos energia no segundo que no primeiro segmento, e um fator de 10 no segmento mais externo. [17]

Flutuações na deposição de energia foram simuladas para especificar adequadamente a eletrônica de leitura. Para isso, o valor RMS da energia MB/colisão também foi calculada, levando em conta flutuações de Poisson do número de interações MB por colisões. O valor RMS da deposição de energia por célula, assim como a média, são mostrados nas Figura 5.24 para o barril e Figura 5.25 para o barril estendido.

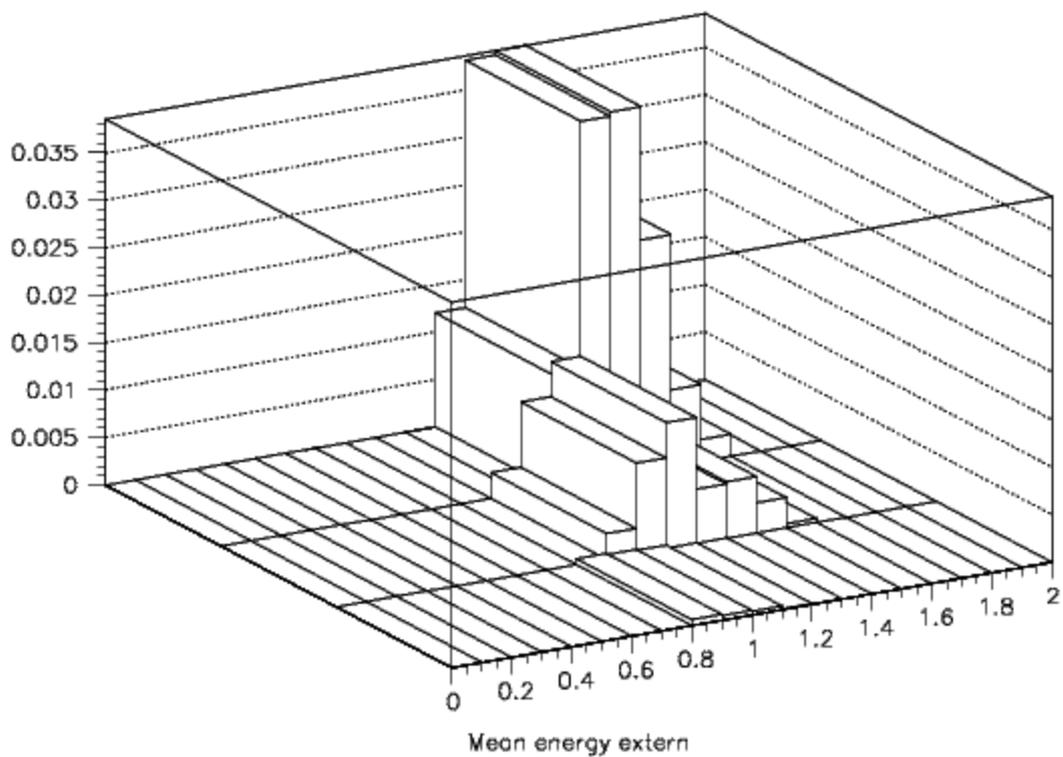
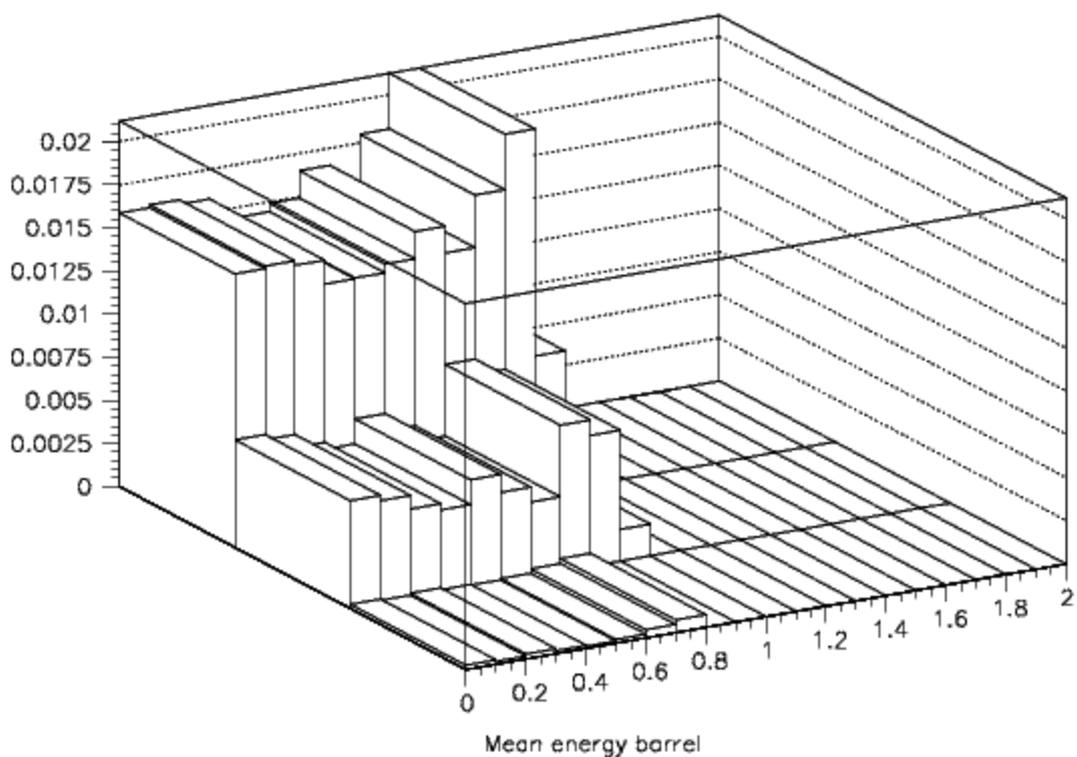


Figura 5.23 – deposição de energia média por colisão proveniente de interações MB em GeV. Os dois eixos horizontais representam os três segmentos radiais (profundidade) do TileCal e a segmentação em η . Os dois gráficos correspondem ao barril (acima) e o barril estendido (abaixo). [17]

Os valores RMS são tipicamente poucas vezes maior que as médias, porque mesmo nestas taxas de interação a ocupação das células do calorímetro é muito menor que 1. O valor RMS da deposição de energia é, aproximadamente, 100 a 150 MeV nos primeiros dois segmentos do barril e e barril estendido, caindo para 10 a 15 MeV no segmento mais externo. [17]

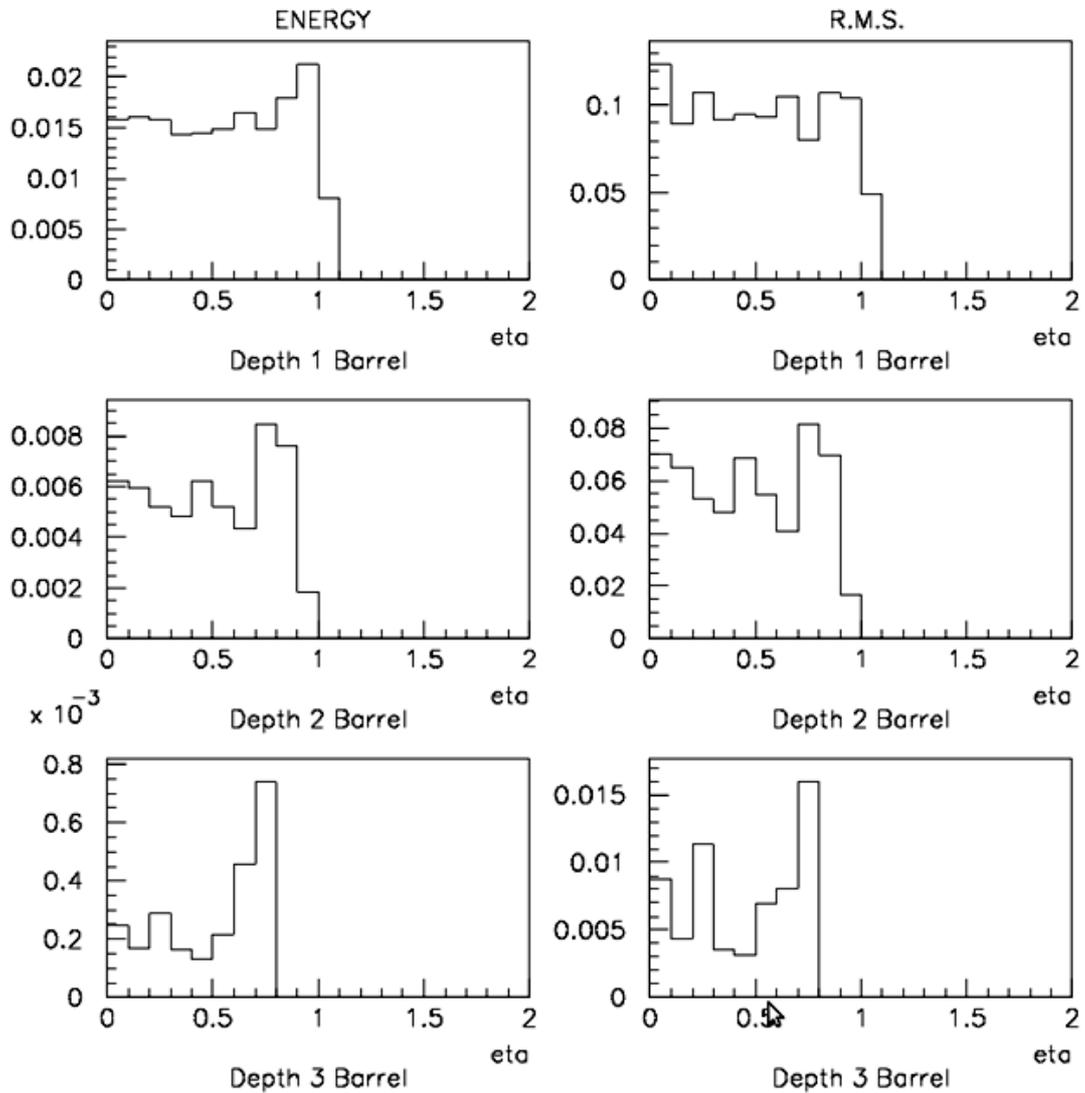


Figura 5.24 – Energia/colisão média e seu valor RMS versus η para os três segmentos do barril. A escala vertical está em GeV. [17]

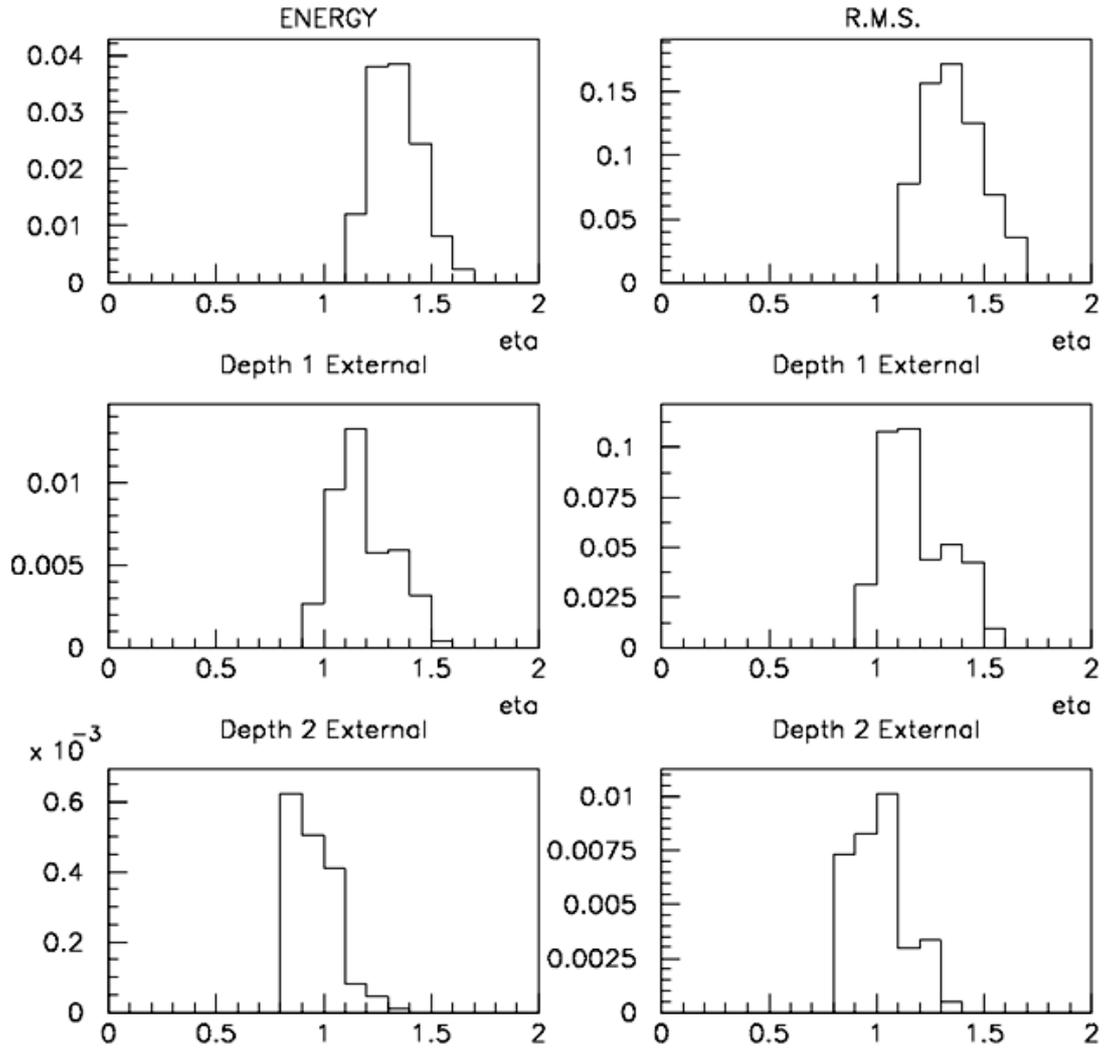


Figura 5.25 - Energia/colisão média e seu valor RMS versus η para os três segmentos do barril estendido. A escala vertical está em GeV. [17]

5.6.2.2 Estimativa da corrente MB

A conversão da energia média depositada E para a correspondente corrente da PMT I é obtida da seguinte forma:

$$I = \frac{f \cdot n_{PE} \cdot G \cdot e}{2} \cdot E$$

no qual “ f ” é frequência de colisões no LHC, “ n_{PE} ” é o número de fotoelétrons/GeV detectados no TileCal, “ G ” é o ganho da PMT e “ e ” é a carga do elétron. O fator 2 no denominador é introduzido porque cada célula, recebendo uma energia “ E ”, é lida por duas fotomultiplicadoras. Usando $n_{PE} = 50 \text{ p.e./GeV}$ e $G = 10^5$, o fator de conversão energia MB/corrente é 16 nA/MeV. Este valor foi usado para obter a Tabela 5.2: [17]

Tabela 5.2 – Deposição de energia MB máxima e mínima em cada camada e a correspondente corrente: [17]

Layer	E_{\max} (MeV)	I_{\max} (nA)	E_{\min} (MeV)	I_{\min} (nA)
1	36	576	8	128
2	11	196	2	32
3	1.2	19	0.4	6

A Tabela 5.2 mostra a máxima e mínima energias estimadas e as correntes por célula nas três camadas do calorímetro. Os números foram obtidos a partir dos dados que geraram as Figuras 5.24 e 5.25, desconsiderando-se as flutuações estatísticas, e foram usados no projeto da eletrônica do sistema de leitura de corrente MB. [17]

A Figura 5.26 mostra a corrente de anodo média para uma célula do TileCal em função da luminosidade instantânea, em 2011. A correlação fica dentro de 0,5% para altas luminosidades. [41]

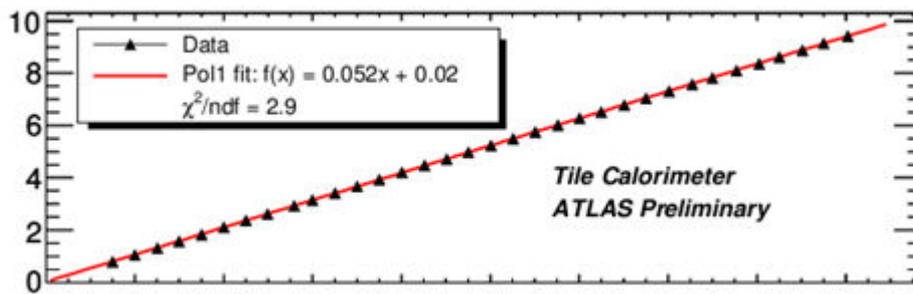


Figura 5.26 – Corrente de anodo média para uma célula do Tilecal em função da luminosidade, em 2011. O gráfico da parte de baixo da figura mostra o desvio do comportamento linear. [41]

Capítulo 6

Processador Central do *Trigger* e o Sistema de Calibração

Pesquisar uma Física rara implica em detectores complexos, como o ATLAS, que é projetado para trabalhar com uma alta taxa de eventos, utilizando *trigger online* de processamento dos sinais.

Neste contexto, é importante o desenvolvimento de ferramentas que possibilitem verificar o funcionamento dos subdetectores e do *trigger*.

Este capítulo tem por objetivo apresentar, no contexto do experimento ATLAS, o sistema de calibração e o módulo responsável pela seleção dos subdetectores que serão calibrados regularmente ao longo do funcionamento do LHC.

Antes de mostrar mais detalhadamente as características da calibração, será apresentada a estrutura de colisões de partículas no LHC, ilustrando os intervalos destinados à calibração.

6.1 Estrutura das colisões no LHC

Sobre as colisões no LHC, os feixes de partículas, compostos por prótons, são acelerados em sentidos opostos e colidem no interior dos detectores, ciclicamente.

No início de cada ciclo ou volta do LHC, ocorrem 81 colisões em intervalos de 25 ns, produzindo, em média, 25 colisões para uma taxa de interação total de 1 GHz. Em seguida, há um intervalo de 220 ns, iniciando mais 81 colisões. No final de 3

grupos de colisões, há um intervalo maior de 940 ns. Após 35 grupos de colisões, há o intervalo do final da volta do LHC, de 3,17 μ s, que pode ser usado para realizar as seqüências de calibração. Depois, o ciclo se inicia novamente. A Figura 6.1 ilustra a estrutura das colisões em uma volta do LHC [15]:

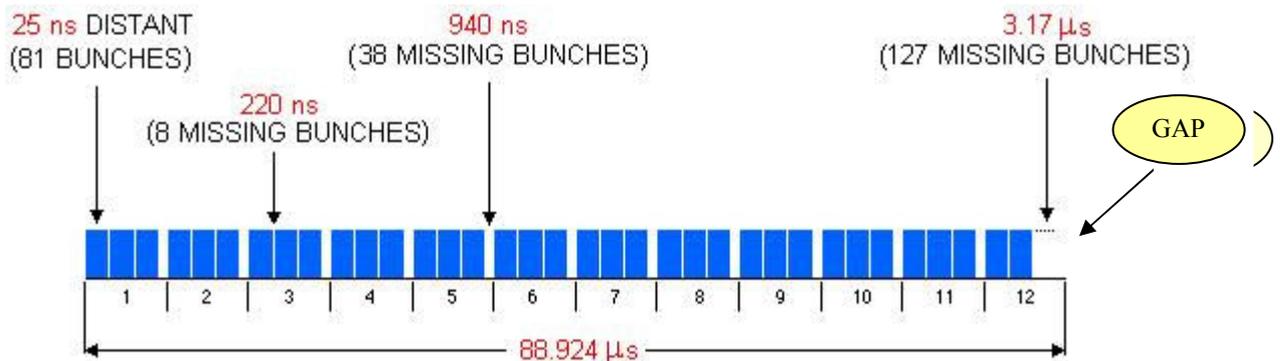


Figura 6.1 – Estrutura das colisões no LHC. [15]

6.2 Monitoramento e calibração durante o *GAP*

Durante o funcionamento do LHC, o *trigger* do primeiro nível – L1A – mostrado anteriormente, deve ser centralizado e emitido pelo CTP para evitar problemas de sincronização. Desse modo, os procedimentos de calibração realizados no *gap* também devem ser controlados pelo CTP. Além disso, há vários sub-detectors instalados no ATLAS que também podem realizar os procedimentos de calibração durante o *gap*. Portanto, para evitar problemas como, por exemplo, o *trigger* de calibração de um sub-detector sendo mascarado pelo *trigger* de outro sub-detector, o intervalo de tempo do *gap* deve ser utilizado por um único sub-detector. [15] [45]

Para colimar o fim desejado, foi encontrada uma alternativa de lidar com a calibração dos sub-detectores durante o *gap* e compreendeu o projeto e desenvolvimento do chamado CTP-CAL (*Central Trigger Processor Calibration Module*), apresentado na próxima seção.

6.3 Módulo de Calibração do Processador Central do *Trigger*

Para atender aos requisitos dos sub-detectores em relação à necessidade de se realizar procedimentos de calibração durante o *gap* sem que haja conflito dos sinais e o comprometimento da centralização e emissão do *trigger* do primeiro nível pelo CTP, foi necessário, primeiro, compreender os procedimentos de calibração, principalmente do TileCal, e o funcionamento do CTP para, então, projetar e desenvolver o CTP-CAL. [15] [45]

Em linhas gerais, o primeiro nível do *trigger*, que é implementado em *hardware/firmware*, é composto pelo CTP, que recebe informações basicamente do sistema de calorimetria e de detectores rápidos de múons, e toma as decisões de seleção de eventos, diminuindo a taxa de 1 GHz para, até, 100 kHz. O CTP pode ser fragmentado em sete módulos com funções específicas: CTP_MON, que realiza o monitoramento, CTP_IN, que recebe as entradas do *trigger*, CTP_CORE, responsável pelos Read-Out Drivers e menu de *trigger*, CTP_MI e CTP_DI, realizando a interface, DCTPI_LTP, que é o processador local de *trigger*. [15] [45]

As informações, provenientes dos sub-detectores, são amplificadas, passando por discriminadores e armazenadas em memórias (*pipeline*). Se os critérios de seleção, previamente definidos, forem atendidos, é gerado o *trigger* de decisão L1A, iniciando a transferência dos dados para os *derandomizers*, passando pelos *Read-Out Drivers*, até chegar ao nível 2, como ilustra a Figura 6.2. [15] [45]

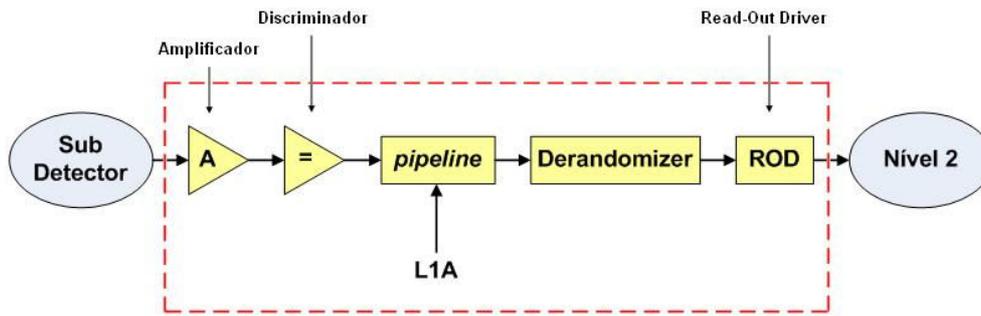


Figura 6.2 – Transferência dos sinais entre os níveis 1 e 2 do sistema de *trigger*.

O papel do CTP é, portanto, combinar as informações dos sistemas de calorimetria e de múons e gerar o *trigger* de decisão, L1A, mostrado na Figura 6.3.

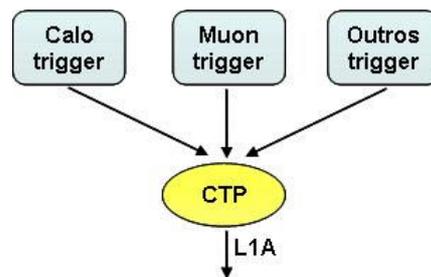


Figura 6.3 – Geração do sinal L1A pelo CTP.

Mas o CTP também pode receber informações sobre os *triggers* de calibração, enviados pelos sub-detectores, para a realização de testes.

Este procedimento, a calibração, é feito no final da volta do LHC, no intervalo de 3,17 μ s.

Durante o processo de calibração, um sub-detector envia sinais de eventos conhecidos na entrada do sistema de amplificação e as saídas dos RODs (*ReadOut Drivers*) são analisadas, verificando se a eletrônica e demais constituintes do sistema de leitura está funcionando corretamente, como ilustra a Figura 6.4. [15] [45]

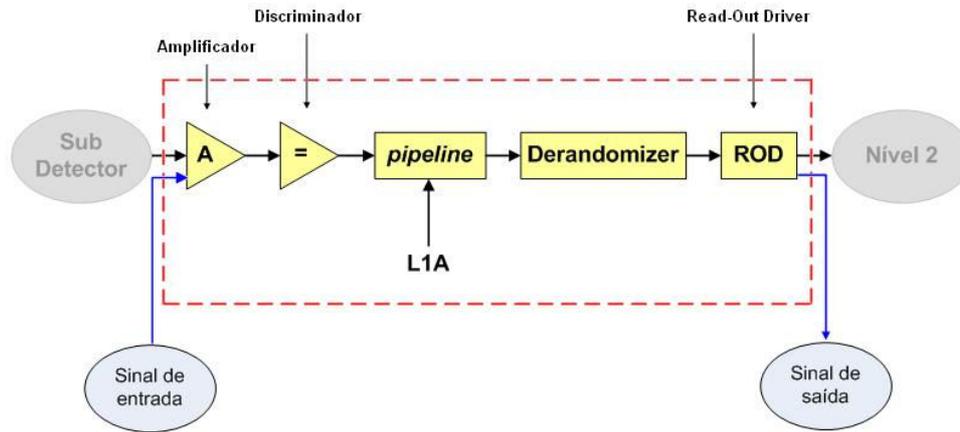


Figura 6.4 – Sistema de calibração do ponto de vista da transferência dos sinais entre os níveis 1 e 2.

Há a possibilidade de até 20 sub-detectores instalados, resultando em 60 sinais de pedidos de calibração que chegam até o CTP. Mas, somente um terá o seu pedido aceito no final de cada volta, para evitar problemas como, por exemplo, o *trigger* de calibração de um sub-detector interferindo na resposta do *trigger* de outro sub-detector. [15] [45]

Todos os sinais L1A devem ser emitidos pelo CTP e, da mesma forma, o *trigger* de calibração também deve ser feito pelo CTP, evitando problemas de sincronização. [15] [45]

Sendo assim, para lidar com os pedidos de calibração e selecionar o respectivo detector, foi projetado e desenvolvido o CTP-CAL, que também é utilizado para inserir outros sinais, como o *beam pick-up*, que indica a passagens dos feixes de partículas ao sistema do CTP. [15] [45]

Para fazer esta comunicação entre os pedidos de calibração provenientes dos sub-detectores e o CTP-CAL, é preciso entender o que são as denominadas “palavras de *trigger*”.

6.3.1 Palavras de *trigger* do LVL1

O sistema de *trigger* do nível 1 gera uma palavra de 8 *bits* em cada colisão aceita, ou seja, cada colisão que gera eventos de interesse. Esta palavra é gerada no CTP e é distribuída pelos módulos TTC.

As palavras de *trigger* podem ser usadas pelos sub-detectores para o controle de processamento como, por exemplo, nos RODs, de acordo com o tipo de evento. Uma outra aplicação da palavra de *trigger* seria considerar o uso mais intenso da supressão de dados do calorímetro para tipos de eventos os quais o calorímetro não desempenha papel crítico. [46] – [48]

A palavra de *trigger* do LVL1 é computada a partir de um conjunto de itens que disparam o *trigger* e de um subconjunto de entradas internas e externas ao CTP, incluindo entradas de palavras de *trigger* de calibração. Portanto, a definição da palavra de *trigger* do LVL1 é parte do menu de *trigger*.

O *bit* mais significativo da palavra de *trigger* do LVL1 é o indicador para distinguir entre *trigger* proveniente da Física do detector e *trigger* de calibração/testes. Os demais *bits* têm significados diferentes para os dois casos e serão abordados a seguir. [46] – [48]

Deve-se ressaltar que os dados resultantes dos *triggers* de calibração não serão processados no segundo e terceiro níveis de *trigger*.

6.3.1.1 *Trigger* da Física do detector

A definição da palavra de *trigger* do LVL1 para a Física do detector, ou seja, para a geração de eventos provenientes das colisões, está mostrada na Tabela 6.1:

Tabela 6.1 – Especificação da palavra de *trigger* para a Física do detector. [46]

Bit	Especificação
0 – 6	Classe do <i>trigger</i> .
7	Definição do <i>trigger</i> da Física do detector (=1).

Os bits 0 - 6 possibilitam a distinção entre 7 diferentes classes de *trigger* e ações como, por exemplo: [46]

- A palavra de *trigger* sendo usada para distinguir o *trigger* de decisão do calorímetro (*e/γ, jet, energia total*).
- Triggers de múon com baixo valor de p_T , usado como primeiro estágio na seleção da Física-B (*B-Physics*), que tem, como principal objetivo estudar a estrutura do *quark* e seu papel na violação CP. [49]
- Definição do tipo de *trigger* como *triggers* com *clock* pré-definido, *trigger* em específicos *bunch-crossings*, *trigger* de *minimum bias*, etc.

O algoritmo usado para computar cada uma das 7 classes de *trigger* consiste da operação lógica OU sobre 256 itens de *trigger*. A máscara de 256 bits é programada independentemente para cada classe. [46]

Informações detalhadas sobre o trigger de decisão do LVL1 são disponibilizadas no sistema de leitura via RODs e enviadas ao construtor de regiões de interesse (*RoI builder*) para o uso no segundo nível – LVL2.

6.3.1.2 *Trigger* de calibração e testes

A definição da palavra de trigger do LVL1 para propósitos de calibração e testes está mostrada na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 - Uso da palavra de *trigger* de calibração/testes para o nível 1. [46]

Bit	Especificação
0 – 2	Código do tipo de <i>trigger</i> específico por sub-detector.
3 – 6	Identificador do sub-detector
7	Definição do <i>trigger</i> de calibração/teste (=0).

Existem dois tipos de palavras de *trigger* de calibração e testes:

- *Triggers* especiais gerados no CTP.
- *Triggers* de calibração requisitados pelos sub-detectores.

Os pedidos de calibração são iniciados nos sub-detectores e enviados ao CTP pelo respectivo LTP e compreendem palavra de 3 *bits*. Para evitar problemas, somente um sub-detector poderá realizar as sequências de calibração em uma volta do LHC. Para isso, cada volta do LHC será atribuída a um sub-detector (no total de 16 voltas, embora possa chegar a 20). Os bits 3 – 6 são usados então para identificar o sub-detector. [46]

Os bits 0 – 2, servem para especificar o código do tipo de *trigger* para cada sub-detector, ou seja, permitem distinguir o tipo de *trigger* de calibração que será realizada. [46]

Assim sendo, os sub-detectores são responsáveis por fornecer os códigos de 3 bits através dos pedidos de calibração. Durante as voltas alocadas para um determinado sub-detector, estes 3 bits serão agrupados à palavra de *trigger*, juntamente com o identificador do sub-detector. O código correspondente aos bits $(000)_2$ não produzirão um *trigger* no CTP e, portanto, há 7 possibilidades de formação de códigos nos pedidos de calibração. [46]

Triggers especiais gerados no ciclo de escrita do interfaceamento VME têm uma palavra de *trigger* com número de sub-detector igual a zero. O campo referente aos 3 bits é usado para distinguir entre 8 diferentes tipos de *triggers* especiais. As palavras $(00000111)_2$ e $(00000010)_2$ foram propostas para serem reservadas para eventos de varredura e pré-pulso, respectivamente. Os *triggers* especiais não fazem parte do escopo deste trabalho e, portanto, não serão abordados mais detalhadamente. [46]

Os identificadores dos sub-detectores estão mostrados na Tabela 6.3. O TileCal, que é o sub-detector abordado no presente trabalho no que se refere a calibração, possui número 6.

Tabela 6.3 – Códigos identificadores dos sub-detectores. [46]

Identificador	Sub-detector
0	Reservado para <i>triggers</i> especiais
1	Pixel
2	SCT
3	TRT
4	LAr EM calorímetro
5	Lar HEC/FCAL
6	TileCal
7	MDT
8	CSC
9	RPC
10	TGC
11	Subsistema de <i>trigger</i> do calorímetro LVL1
12	Subsistema de <i>trigger</i> do múon LVL1
13	Reservado para subsistemas adicionais
14	Reservado
15	Reservado

6.3.2 Especificações elétricas dos módulos do CTP

Como o CTP é constituído de vários módulos e objetivou-se projetar e desenvolver o CTP-CAL, as especificações elétricas destes módulos precisam atender aos requisitos de velocidade inerentes ao LVL1, haja vista a alta frequência do *trigger*, tendo um padrão de comunicação e transferência de dados bem definido e flexível, para as eventuais alterações no menu de *trigger*, por exemplo.

A especificação elétrica e também mecânica adotada é o VME (*VERSA Module Eurocard*), que foi concebido entre as décadas de 1970 e 1980 visando uma padronização entre fabricantes de componentes e produtos eletrônicos, como a Motorola. [50]

O padrão VME define o sistema de interfaceamento usado para interconectar microprocessadores, dispositivos de armazenamento de dados e controle de periféricos, entre outros. O sistema visa permitir a comunicação entre os dispositivos no barramento VME sem comprometer as atividades de outros dispositivos. [50]

Outro objetivo do padrão VME é estabelecer as características elétricas e mecânicas dos módulos que deverão ser projetados, de modo que possam estabelecer a comunicação entre si de forma rápida e robusta, através da especificação de protocolos de comunicação bem definidos. [50]

A estrutura do VME pode ser descrita de duas formas distintas: mecânica e funcional. A estrutura mecânica descreve as dimensões físicas dos módulos, dos painéis, entre outros. A parte funcional, por sua vez, descreve como o barramento trabalha, que constituintes funcionais estão envolvidos em cada operação e as regras que governam seu comportamento. [50]

A seguir, serão abordados alguns conceitos básicos sobre a estrutura funcional do padrão VME.

6.3.2.1 Visão geral da estrutura funcional do padrão VME utilizado no CTP

Em todos os módulos que compõem o CTP, o padrão adotado é o VME64x, no qual a interface consiste de duas partes, mostradas na Figura 6.5:

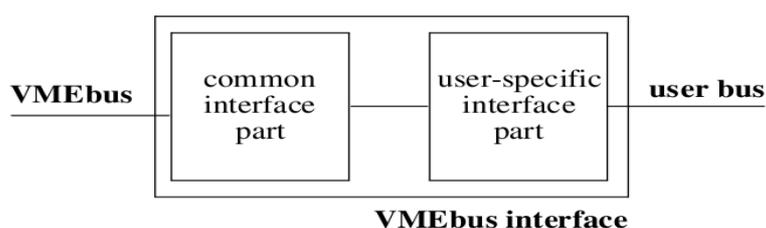


Figura 6.5 – Visão geral da interface VME. [51]

O interfaceamento é síncrono na parte do usuário e trabalha com o *clock* de 40 MHz, referente às colisões no LHC. [51]

A transferência de dados é organizada através de mapeamento de endereços que, usualmente, cobre os endereços dos circuitos integrados do módulos do CTP. Todos os mapeamentos de endereço são definidos na parte do usuário e são configurados em um componente de lógica programável, visando a flexibilidade de leitura e escrita. [51]

Para cada mapeamento de endereços, a interface VME fornece um conjunto de sinais na parte do usuário, ilustrados na Tabela 6.4.

Tabela 6.4 – Sinais VME na parte do usuário. [51]

Signal	Direction	Definition
user_addr<24..0>	output	latched address (addresses are for 32-bit words!)
user_am<5..0>	output	address modifier
user_data<31..0>	input/output	data bus
user_read<15..0>	output	read strobe
user_write<15..0>	output	write strobe
user_dack<15..0>	input	data transfer acknowledge
user_error<15..0>	input	error
user_ireq<3..0>	input	interrupt request
user_iack<3..0>	output	interrupt acknowledge
user_reset<1..0>	output	reset

O procedimento de leitura típico está ilustrado na Figura 6.6. A interface VME coloca o endereço no barramento de endereço e aciona a linha de leitura. O circuito integrado da parte do usuário responde colocando os dados no barramento de dados e acionando a linha de confirmação da transferência dos dados. A interface VME então libera a linha de leitura e o circuito integrado da parte do usuário libera o barramento de dados e de confirmação.

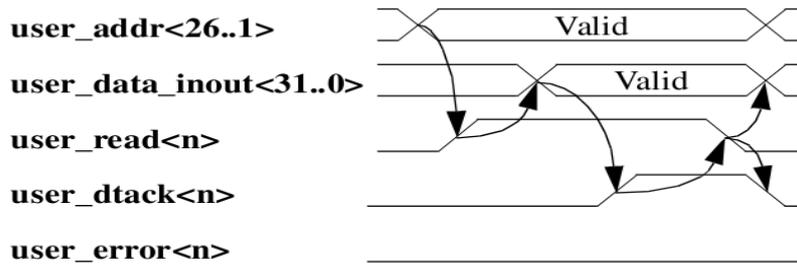


Figura 6.6 – Transferência de leitura na parte do usuário. [51]

De forma semelhante, o procedimento de escrita típico está ilustrado na Figura 6.7. A interface VME coloca o endereço no barramento de endereços e aciona a linha de escrita. O circuito integrado na parte do usuário usa os dados disponibilizados no barramento e responde acionando a linha da confirmação de transferência. A interface VME finalmente libera a linha de escrita e o circuito integrado na parte do usuário libera a linha de confirmação de transferência.

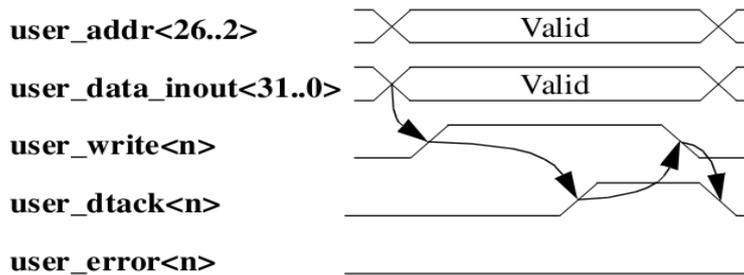


Figura 6.7 – Transferência de escrita na parte do usuário. [51]

Se houver algum erro, o circuito integrado na parte do usuário responde acionando a linha de erro em vez da confirmação de transferência.

Os sinais na parte comum e as respectivas definições estão mostrados na Tabela 6.5. Mais detalhes podem ser encontrados na referência [51].

Tabela 6.5 – Sinais na parte comum do interfaceamento VME. [51]

Signal	Direction	Definition
vme_addr<31..1>	input	address bus
vme_xbuf_addrle	output	address bus latch enable
vme_am<5..0>	input	address modifier code
vme_data<31..0>	input/output	data bus
vme_xbuf_dataoe	output	data bus output enable
vme_xbuf_datadir	output	data bus direction
vme_lword	input	long word
vme_dtack	output	data transfer acknowledge
vme_xbuf_dtackoe	output	data transfer acknowledge output enable (rescinding)
vme_vack	input	data transfer acknowledge read value
vme_as	input	address strobe
vme_ds0	input	data strobe DS0
vme_ds1	input	data strobe DS1
vme_write	input	read/write
vme_iack	input	interrupt acknowledge
vme_iack_in	input	interrupt acknowledge daisy-chain input
vme_iack_out	output	interrupt acknowledge daisy-chain output
vme_irq<7..1>	output	interrupt request
vme_berr	output	bus error
vme_verr	input	bus error read value
vme_sysreset	input	system reset
vme_sysclock	input	system clock
vme_retry	output	retry (not used)
vme_xbuf_retryoe	output	retry output enable (rescinding, not used)
vme_ga<4..0>	input	geographical address
vme_gap	input	geographical address parity

E os sinais comuns a ambas as partes estão mostrados na Tabela 6.6.

Tabela 6.6 – Outros sinais utilizados no interfaceamento VME. [51]

Signal	Direction	Definition
powerup_reset	input	power-up reset
clock_40mhz	input	40 MHz clock

6.3.3 Projeto lógico do CTP-CAL

Foi utilizada a tecnologia das FPGAs (*Field-Programmable Gate Array*) para realizar o projeto lógico do CTP-CAL, devido à rapidez de processamento. O modelo adotado foi o *Cyclone*, da Altera.

Todo o código foi feito usando VHDL (*VHSIC Hardware Description Language*), que é um padrão de linguagem de descrição de *hardware* utilizado em projetos eletrônicos.

O diagrama de blocos simplificado do CTP-CAL está mostrado na Figura 6.8.

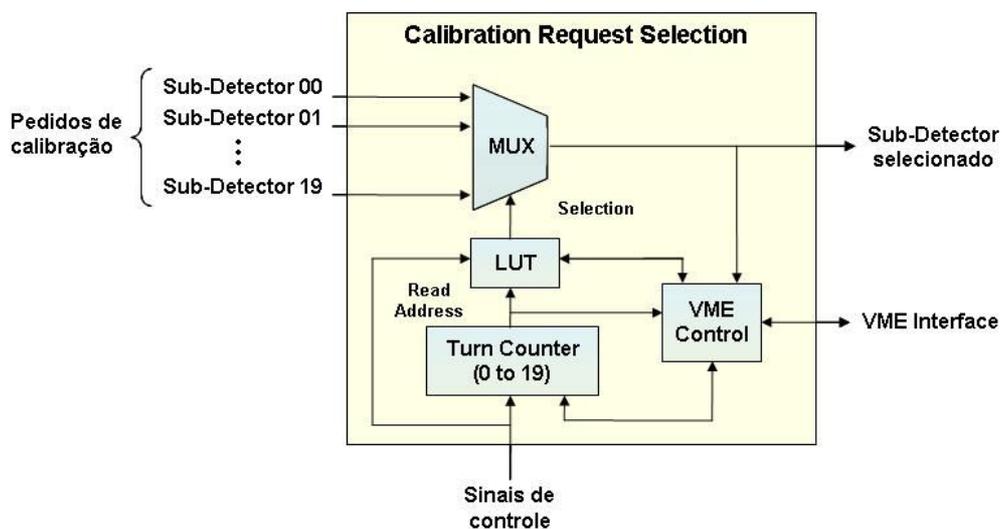


Figura 6.8 – Diagrama simplificado do CTP-CAL.

Através do interfaceamento VME, gera-se uma LUT (*Lookup Table*) com a ordem dos sub-detectores que terão seus pedidos de calibração aceitos ao longo do funcionamento do LHC

Como o interfaceamento VME permite operações de leitura e escrita, a ordem de calibração pode ser alterada e, se algum sub-detector não desejar realizar a sequência de calibração, outro pode ser colocado no seu lugar.

Um contador, que é incrementado a cada volta do LHC, seleciona um subdetector na LUT e o multiplexador transfere os respectivos sinais para a saída do CTP-CAL, para que a calibração seja realizada.

Os sinais de controle incluem o BC (*Bunch-Crossing*), que é utilizado como *clock* no contador e na LUT, o sinal BCR (*Bunch-Crossing Reset*), sinal enviado a cada volta do LHC, que é utilizado como *reset* do contador e o ECR (*Event Counter Reset*), que também pode ser utilizado como reset de contadores locais.

A Tabela 6.7 mostra os registradores e mapeamento de memória do CTP-CAL.

A seguir, é apresentada uma breve descrição dos registradores.

- N_Turn_00 até N_Turn_19: é um registrador de 5 bits e é usado para armazenar os dados da LUT, mapear a sequência dos sub-detectores que terão seus pedidos de calibração aceitos. A LUT é definida através do interfaceamento VME e pode ser lida e escrita.
- N_TURNS: é um registrador de 5 bits que define o número máximo de voltas do LHC que será usado pelo contador. É definido pelo interfaceamento VME e permite operações de leitura e escrita.
- COUNTER_VAL_ST: é um registrador de 5 bits que define o valor inicial do contador quando um dos sinais de controle ECR (*Event Count Reset*) ou START_COUNTER estiver com nível lógico alto. O valor contido no COUNTER_VAL_ST define o primeiro sub-detector que terá seu pedido de calibração aceito. Este registrador é definido pelo interfaceamento VME e permite operações de leitura e escrita.
- ENABLE_CN: é um registrador de 1 bit que habilita ou não o contador. É definido pelo interfaceamento VME e permite operações de leitura e escrita.

Tabela 6.7 – Registradores do CTP-CAL.

Nome	Endereço
N_Turn_00	00000
N_Turn_01	00001
N_Turn_02	00010
N_Turn_03	00011
N_Turn_04	00100
N_Turn_05	00101
N_Turn_06	00110
N_Turn_07	00111
N_Turn_08	01000
N_Turn_09	01001
N_Turn_10	01010
N_Turn_11	01011
N_Turn_12	01100
N_Turn_13	01101
N_Turn_14	01110
N_Turn_15	01111
N_Turn_16	10000
N_Turn_17	10001
N_Turn_18	10010
N_Turn_19	10011
<hr/>	
N_TURNS	10100
COUNTER_VAL_ST	10101
ENABLE_CN	10110
RESET	10111
START_COUNTER	11000
<hr/>	
COUNT	11001
CAL_S	11010

- RESET: é um registrador de 1 bit que, juntamente com o sinal `powerup_reset`, através de operação lógica OU definem ou não a reinicialização do CTP-CAL. É definido pelo interfaceamento VME e permite operações de leitura e escrita.
- START_COUNTER: é um registrador de 1 bit que tem a função de habilitar o início do contador com o valor definido no registrador `COUNTER_VAL_ST`. É definido pelo interfaceamento VME e permite operações de leitura e escrita.
- COUNT: é um registrador de 5 bits que armazena a saída do contador. Só é possível ler o valor deste registrador.
- CAL_S: é um registrador de 3 bits que armazena os sinais do sub-detector que teve seu pedido de calibração aceito. Este registrador só pode ser lido.

6.4 Módulo de seleção da calibração do calorímetro de telhas

O TileCal pretende realizar três tipos diferentes de calibração durante o final da volta do LHC: Sistema de Injeção de Carga, Laser e *Minimum Bias*. Porém, em cada *gap* destinado ao TileCal, somente os procedimentos de um dentre os três sistemas de calibração poderão ser realizados. O TileCal, portanto, utiliza um módulo eletrônico, denominado SHAFT, que compartilha o *gap*, definindo qual sistema será utilizado e, ainda, gera sinais de *trigger*. A Figura 6.9 ilustra o diagrama funcional do módulo SHAFT. [52] [53]

A memória RAM (4 kbytes) é configurada via interface VME e é endereçada pelo contador de 12 bits que, por sua vez, é acionado pelo sinal TURN. Cada posição de memória tem 8 bits, ilustrados na Tabela 6.8, sendo 3 deles destinados aos pedidos de calibração (*calreq*), um bit para o *Minimum Bias*, um *bit* para CIS, um *bit* para Laser e um bit para o *reset* do contador. O *bit* 7 não é usado. [52] [53]

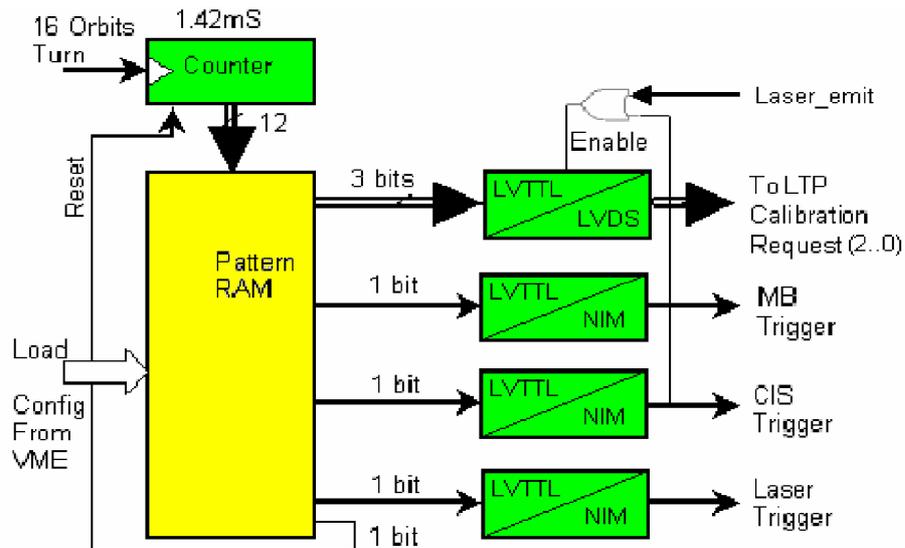


Figura 6.9 – Diagrama do módulo SHAFT. [52]

Tabela 6.8 – Palavra de memória do módulo SHAFT. [52] [53]

Bit 7	Bit 6	Bit 5	Bit 4	Bit 3	Bit 2	Bit 1	Bit 0
-----	Reset	Laser	CIS	MB	calreq 2	calreq 1	calreq 0

O sinal TURN é acionado uma vez a cada 16 voltas, o que equivale a 1,42 ms. Se um bit é configurado para “1” em alguma posição de memória RAM, o correspondente *trigger* é gerado quando o contador endereça esta posição. Apenas um destes três pode ser configurado para “1” em uma posição de memória, de outra forma, como medida de segurança, nenhum *trigger* seria gerado. [52] [53]

A configuração do SHAFT é feita de tal forma que o *trigger* MB só deve ocorrer antes ou depois de um intervalo mínimo de 50 ms em relação aos outros tipos de *trigger*. [52] [53]

Sendo assim, o módulo SHAFT inspeciona a posição de memória acionada pelo contador e verifica qual será o trigger de calibração, CIS, MB ou Laser. O módulo SHAFT também é responsável por gerar o pedido de calibração, que será enviado ao LTP (*Local Trigger Processor*) que, por sua vez, enviará os sinais ao CTP-CAL. No final da volta do LHC reservada aos procedimentos de calibração do

TileCal, o CTP-CAL seleciona os pedidos do TileCal e os procedimentos de calibração para a respectiva seleção serão realizados, como descritos anteriormente. [52] [53]

6.5 Resultados

Foi implementado um protótipo do CTP-CAL, mostrado na Figura 6.10, e realizado os testes juntamente com os outros módulos que compõem o CTP, em um *crate*, simulando o ambiente de funcionamento no próprio CERN.

Foram realizadas as operações de leitura e escrita, através do interfaceamento VME, gerando e alterando a sequência dos sub-detectores que teriam seus pedidos de calibração aceitos, em cada volta do LHC, de acordo com os sinais de controle, que incrementam o contador.

Durante os testes, o intervalo de tempo médio entre o pedido de calibração e a saída da FPGA foi de $80 \text{ ns} \pm 0,22\%$. E o intervalo de tempo médio dos processos de leitura e escrita dos dados da LUT, através do interfaceamento VME, foi de $269 \text{ ns} \pm 0,38\%$.

Sendo assim, o objetivo de realizar a seleção dos sub-detectores que terão os pedidos de calibração aceitos no final de cada volta do LHC ($3,17 \mu\text{s}$) foi alcançado.

Dessa forma, os procedimentos de calibração do TileCal, descritos anteriormente, poderão se realizar através do uso do CTP-CAL.

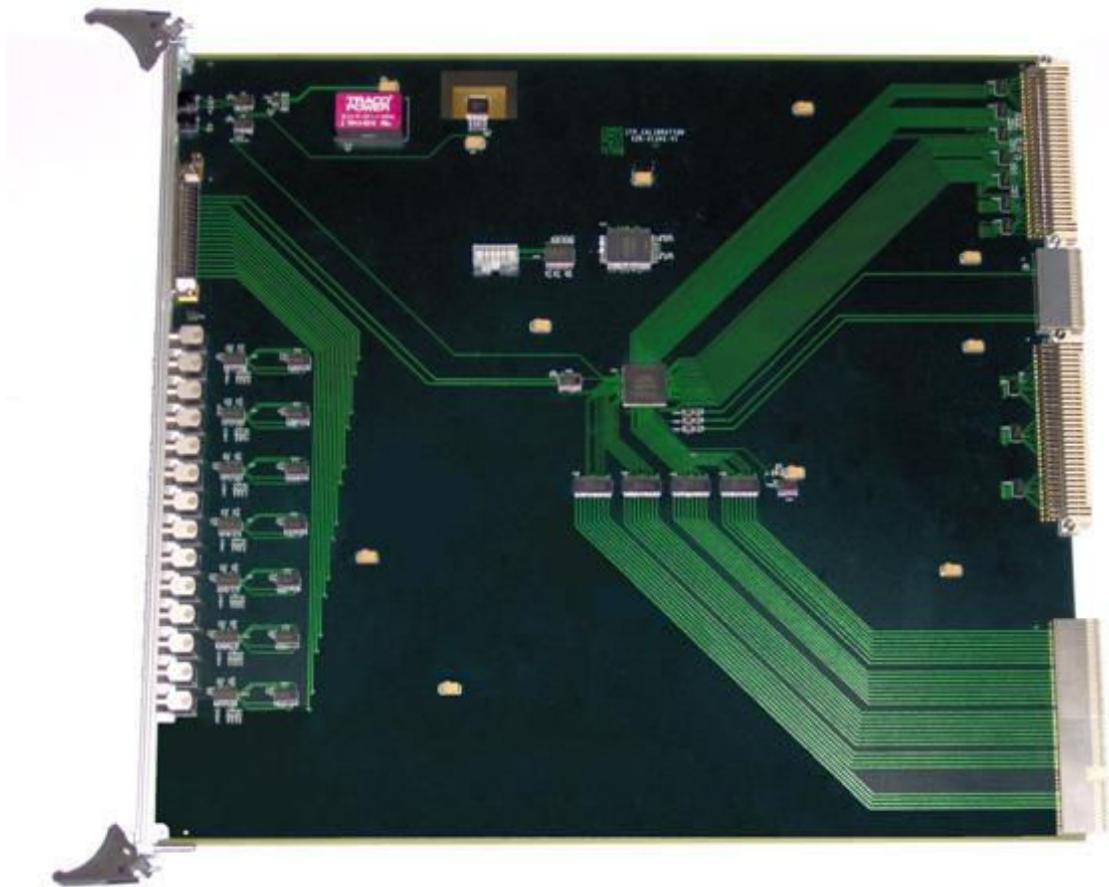


Figura 6.10 – Módulo do CTP-CAL desenvolvido no CERN.

Capítulo 7

Classificação de Partículas

Com os procedimentos de monitoramento e calibração, aumenta-se a confiabilidade nos dados observados e na robustez de todo o sistema de geração e leitura dos sinais entre os níveis 1 e 2 do *trigger*. Estes procedimentos são importantes especialmente no intervalo do *gap* do LHC, porque ocorrem durante o seu funcionamento.

Os resultados das colisões, ou seja, as partículas de interesse que interagem nos diferentes sub-detectores, são provenientes dos decaimentos de partículas instáveis, que só existem durante um pequeno lapso de tempo. Assim sendo, uma das partículas de interesse são os elétrons detectados nos calorímetros.

Esta parte do trabalho está voltada para o segundo nível de filtragem do sistema de *trigger* do ATLAS, mais especificamente na tarefa de detecção de elétrons em detrimento de jatos, a partir de informações de regiões de interesse dos calorímetros fornecidas pelo primeiro nível.

A princípio, serão mostradas algumas características do algoritmo de referência (T2Calo) de extração de características, aperfeiçoado ao longo dos anos pelos desenvolvedores do CERN, que apresenta um resultado de discriminação de, aproximadamente, 90% das informações de elétrons e jatos. [11]

7.1 Principais características do algoritmo

T2Calo

O T2Calo, que é uma abreviação formada pelas palavras *Trigger*, LVL2 e Calorimetria, é um algoritmo de classificação de partículas eletromagnéticas que recebe as informações de RoIs do LVL1 e pode selecionar objetos eletromagnéticos isolados de jatos, através de um *cluster* de deposição energética, levando em conta também a forma como a deposição ocorre. [14]

Os objetos de entrada são, portanto, células calibradas dos calorímetros de telhas e de argônio líquido, como no caso da reconstrução *offline*. A saída, por sua vez, contém informações do *cluster* de energia, posição e forma de deposição, que são variáveis úteis para a seleção de chuveiros de partículas eletromagnéticas. [14]

O primeiro passo no T2Calo é o refinamento da RoI fornecida pelo LVL1, que tem menor resolução. Procura-se a célula com maior deposição energética na segunda camada da seção eletromagnética, que apresenta a maior profundidade. A posição desta célula é considerada, então, o novo centro da RoI. [11] [14]

Depois, busca-se estimar o espalhamento da cascata formada pelo decaimento do objeto contido na RoI. Isto é realizado através da soma da energia contida na região $\Delta\eta = 0,075 \times \Delta\phi = 0,175$ da segunda camada eletromagnética, que equivale a 3×7 células, repetindo-se o procedimento para $\Delta\eta = 0,175 \times \Delta\phi = 0,175$, que equivale a 7×7 células, ao redor da célula com a maior deposição energética.

O espalhamento é estimado da seguinte forma:

$$R^{Esp} = \frac{Energia^{3 \times 7}}{Energia^{7 \times 7}} \quad (6.1)$$

Se a partícula incidente for um jato, espera-se que tenha um espalhamento maior que elétron e, portanto, o valor do R^{Esp} seja menor que 1.

Detecta-se também, os dois maiores picos de energia nas células da primeira camada eletromagnética, chamados de E_1 e E_2 , que são utilizados para calcular o outro parâmetro do T2Calo:

$$R^{Picos} = \frac{E_1 - E_2}{E_1 + E_2} \quad (6.2)$$

Como os elétrons interagem com o detector de forma mais concentrada, espera-se que o segundo pico, E_2 , tenda a zero, diferentemente dos jatos, que se espalham. Portanto, para elétrons, $R^{Picos} = 1$ e, para jatos, $R^{Picos} < 1$.

Ao redor do pico energético obtido anteriormente, calcula-se os valores parciais da deposição energética contida na região $\Delta\eta = 0,075 \times \Delta\phi = 0,175$, em todas as camadas eletromagnéticas, obtendo-se a energia transversa (E_T), que se refere a feixe de partículas.

De forma semelhante, ao redor das coordenadas do pico energético, calcula-se a energia depositada em uma região equivalente a $\Delta\eta = 0,2 \times \Delta\phi = 0,2$ de cada uma das camadas hadrônicas, obtendo-se a energia hadrônica (E^{Had}).

De posse destes quatro parâmetros, R^{Esp} , R^{Picos} , E_T e E^{Had} , o algoritmo de classificação realiza a identificação dos elétrons, a partir de patamares de decisão previamente estabelecidos.

7.2 Compactação através de anéis topológicos

O LVL1, portanto, fornece as regiões de interesse ao segundo nível onde, possivelmente, houve algum evento de interesse. Como foi descrito no item anterior, a forma de deposição energética dos jatos é mais espalhada, abrangendo um número maior de células em cada camada. Os elétrons, no entanto, incidem no o detector de forma menos dispersa.

O grande diferencial entre os eventos de elétrons e jatos está na região em torno à célula mais energética.

Uma forma alternativa de lidar com esta peculiaridade é considerar também as células adjacentes àquela mais energética, formando-se anéis concêntricos [11], de modo que, ao invés de se considerar a energia das células, considera-se a energia dos anéis, que é composta pelo somatório das energias das células que o compõem, como ilustra a figura 7.1.

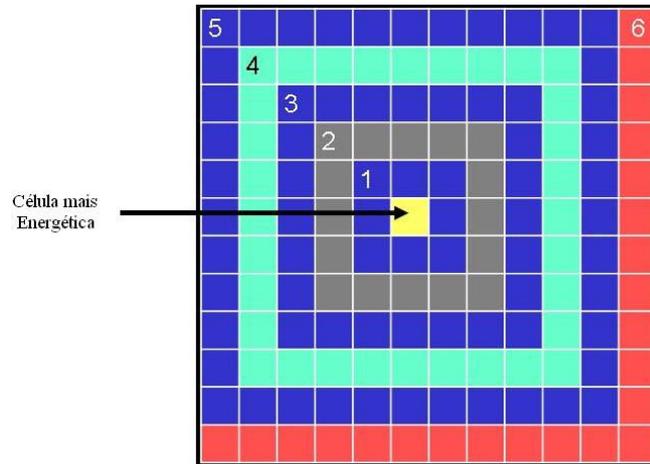


Figura 7.1 – Representação dos anéis topológicos.

A Figura 7.1 ilustra, hipoteticamente, uma região de interesse, composta por 144 células, e a formação de 6 anéis topológicos ao redor da célula mais energética, o que diminui consideravelmente o volume de informações. Neste exemplo, ao invés de se utilizar as informações das 144 células, utiliza-se as informações dos 6 anéis e da célula mais energética: $O(144) \rightarrow O(7)$.

Porém, os anéis mais externos possuem um valor de energia consideravelmente menor do que àquela do centro da RoI. E, como são eles que diferenciam os eventos de elétrons e jatos, utiliza-se uma normalização sequencial para minimizar este efeito.

A energia normalizada de cada anel é calculada através da equação 6.3:

$$E_{Ni} = \frac{E_i}{E_{Tot} - \sum_{j=1}^{i-1} E_j} \quad (6.3)$$

Sendo que E_i é a energia de cada anel antes da normalização e E_{Tot} é a energia total da camada.

Os dados dos eventos de elétrons e jatos, utilizados neste trabalho, apresentam a configuração de anéis mostrada na Tabela 7.1, resultando em 100 anéis.

Tabela 7.1 – Número de anéis topológicos por camada.

Camadas	Número de anéis
Irradiador	8
1ª Eletromagnética	64
2ª Eletromagnética	8
3ª Eletromagnética	8
1ª Hadrônica	4
2ª Hadrônica	4
3ª Hadrônica	4

7.3 Máquina de Vetores Suporte aplicada à Classificação

7.3.1 Introdução

Um problema comum em Física de Altas Energias é realizar a classificação de eventos. Porém, frequentemente, não há métodos explícitos para determinar a saída correta a partir dos dados de entrada. Neste contexto, métodos de aprendizagem supervisionada, como Máquina de Vetores Suporte (SVM), que explorem padrões complexos em exemplos de entrada/saída para aprender a solução do problema se tornam ferramentas úteis. [25]

SVM é um método de aprendizagem supervisionada que utiliza conceitos de teoria de aprendizagem estatística para descrever quais fatores têm que ser controlados para uma boa generalização, que é a habilidade de classificar corretamente dados não previstos. [25] [26]

A ideia principal de SVM é mapear os dados de entrada no denominado espaço característico com mais alta dimensionalidade, através da função de mapeamento ϕ , no qual as classes são separáveis através de um hiperplano de separação ótimo, que apresenta a máxima margem de separação entre os eventos das classes (vetores) e, aqueles que estão sobre as margens, são chamados de vetores suporte. A Figura 7.2 ilustra a ideia central da técnica SVM.

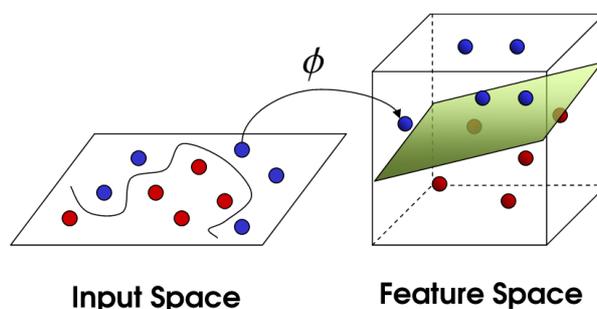


Figura 7.2 – Mapeamento do espaço de entrada para o espaço característico. [28]

Os algoritmos de aprendizagem de vetores suporte utilizam funções *kernel* com o produto interno entre um vetor suporte x_i e o vetor x do espaço de entrada. Os vetores suporte consistem de um subconjunto dos dados de treinamento extraídos pelo algoritmo. [26] [54] – [59]

Pode-se utilizar diferentes funções *kernel* para gerar as máquinas de aprendizagem, caracterizadas por superfícies de decisão não-lineares. Os tipos de funções *kernel* mais utilizados são: polinomial, *Radial Basis Function* (RBF) e Sigmóide. [26]

7.3.2 Hiperplano de separação

A realização do mapeamento dos dados do espaço de entrada \mathbf{x} para o espaço característico $F = \{\phi(\mathbf{x}) : \mathbf{x} \in X\}$, permite que as classes (elétrons e jatos) possam ser separadas por um hiperplano ótimo de separação, dado pela seguinte equação [26]:

$$f(x) = \langle w \cdot x \rangle + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0 \quad (7.1)$$

Sendo que w e b são os parâmetros que controlam a função, chamados de peso e *bias*, respectivamente. O peso é responsável pela inclinação do hiperplano enquanto o *bias* é a distância do hiperplano em relação à origem dos eixos. [26] [54] – [59]

A regra de decisão é dada pela função sinal, que é $\text{sgn}(f(\mathbf{x}))$ e a interpretação geométrica é que o hiperplano divide o espaço característico em duas partes, representando as classes dos eventos. [26] [54] – [59]

A distância entre um determinado vetor x_i e o hiperplano é dada pela equação 7.2 e, para todos os vetores, se $\gamma_i > 0$, implica em uma correta classificação.

$$\gamma_i = y_i \langle w \cdot x \rangle + b \quad (7.2)$$

Porém, para a aprendizagem de relações não-lineares através de máquinas lineares (no espaço característico), é preciso selecionar um conjunto de relações não-lineares e reescrever os dados em uma nova representação. Isto é equivalente a aplicação de um mapeamento não-linear dos dados para o espaço característico, no qual a máquina linear será usada. Pode-se reescrever a equação 7.1, considerando-se agora o espaço característico e a função de mapeamento $\phi(\mathbf{x})$ [26] [54] – [59]:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i \phi_i(x) + b \quad (7.3)$$

Portanto, a máquina não-linear é construída em duas etapas: a primeira delas realiza o mapeamento não-linear dos dados de entrada para o espaço característico; a

segunda etapa utiliza a máquina linear para realizar a classificação no espaço característico. [26] [54] – [59]

As máquinas lineares podem ser representadas na forma dual, equação 7.4, o que significa que as hipóteses podem ser dadas pela combinação linear dos pontos de treinamento e que a regra de decisão pode ser desenvolvida usando apenas o produto interno entre os eventos de treinamento e os eventos de validação e/ou testes [26] [54] – [59]:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \langle \phi(x_i) \cdot \phi(x) \rangle + b \quad (7.4)$$

Se for possível computar o produto interno $\langle \phi(x_i) \cdot \phi(x) \rangle$ no espaço característico diretamente, como uma função dos eventos originais no espaço de entrada, pode-se juntar as duas etapas de construção da máquina não linear, descritas anteriormente. Este método de computação direta é realizado através da utilização de funções *kernel*.

7.3.3 Funções *kernel*

O nome *kernel* é derivado da teoria de operadores integrais, que é a base para o entendimento da relação existente entre *kernels* e seus correspondentes no espaço característico nas máquinas de vetores suporte. [26] [54] – [59]

Uma função *kernel*, k , é dada pela equação 7.5, considerando $(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \in \mathbf{X}$:

$$k(x, z) = \langle \phi(x) \cdot \phi(z) \rangle \quad (7.5)$$

sendo ϕ o mapeamento do espaço de entrada, \mathbf{X} , para o espaço característico, \mathbf{F} , através do produto interno.

Uma característica importante da representação dual é que a dimensão do espaço característico não afeta o esforço computacional necessário para a construção

da máquina-não linear, tendo em vista que não há uma representação explícita das características, que ficam subentendidas no produto interno, através da utilização da função *kernel*. [26] [54] – [59]

Portanto, a utilização da função *kernel* torna possível mapear, implicitamente, os dados do espaço de entrada para o espaço característico, evitando os potenciais problemas computacionais inerentes a este espaço, como, por exemplo, o aumento da dimensionalidade. [26] [54] – [59]

A única informação dos dados de treinamento é usada na função *kernel*, formando a matriz *kernel*, que é também chamada de matriz *Gram*, considerando todos os vetores. [26] [54] – [59]

O ponto principal desta abordagem é, então, encontrar a função *kernel* que melhor realiza o mapeamento, implicitamente, possibilitando classificar os eventos eficientemente. Tendo encontrado esta função, a regra de decisão será dada, considerando a matriz *kernel*, como ilustra a equação 7.6:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (7.6)$$

As funções kernel utilizadas neste trabalho estão contidas na tabela 7.2:

Tabela 7.2 – Sumário das funções *kernel*.

Tipo de SVM	Kernel
Polinomial	$(x^T x_i + 1)^p$
RBF	$\exp(-\gamma \ x - x_i\ ^2)$
Sigmóide	$\tanh(\beta_0 x^T x_i + \beta_1)$

Mas, dentre os possíveis hiperplanos que possam realizar a classificação, utiliza-se aquele que apresente a maior margem de separação, resultando no hiperplano ótimo. Quando não é possível separar totalmente os eventos, há um custo associado àqueles vetores que, portanto, deve ser minimizado. Esta abordagem

envolve problemas de otimização, que são peculiarmente importantes quando envolvem uma grande quantidade de eventos, como no caso deste trabalho.

7.3.4 Problema de Otimização

Durante a etapa de treinamento SVM, objetiva-se encontrar o hiperplano de separação ótimo, que é aquele que apresenta a maior margem de separação entre as classes.

A utilização de funções kernel permite construir a superfície de decisão, que é não-linear no espaço de entrada, mas que é linear no espaço característico. Portanto, dado um conjunto de eventos de treinamento (\mathbf{x}_i, y_i) , com i variando de 1 a l , a tarefa de reconhecimento de padrões, considerando SVM, envolve o seguinte problema de otimização durante a etapa de treinamento: [26] [29] [54]

$$\text{Maximizar: } Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) \quad (7.7)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad (7.8)$$

$$\forall i: 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (7.9)$$

Portanto, o número de eventos de treinamento é dado por l , enquanto α é um vetor com l variáveis, sendo que cada componente α_i corresponde a um exemplo de treinamento (x_i, y_i) . A solução para o problema é um vetor α para o qual a equação 7.7 é maximizada e as condições 7.8 e 7.9 são atendidas. O parâmetro C está relacionado ao custo associado aos eventos não-separáveis. [26] [29] [54]

7.4 Avaliação de desempenho

Para ilustrar o desempenho dos classificadores utilizados neste trabalho, foram utilizadas curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*), que mostram a probabilidade de detecção (PD) em função da probabilidade de falso alarme (PF). PD é a probabilidade que o classificador tem de detectar corretamente os eventos de interesse, enquanto PF é probabilidade de se detectar eventos espúrios erroneamente, como sendo de interesse. [60]

A Figura 7.3 mostra histogramas dos dados hipotéticos, utilizados apenas para ilustrar a aplicação da curva ROC. Na Figura 7.3 (a) os histogramas das duas classes A e B estão mais sobrepostos do que os da Figura 7.3 (b).

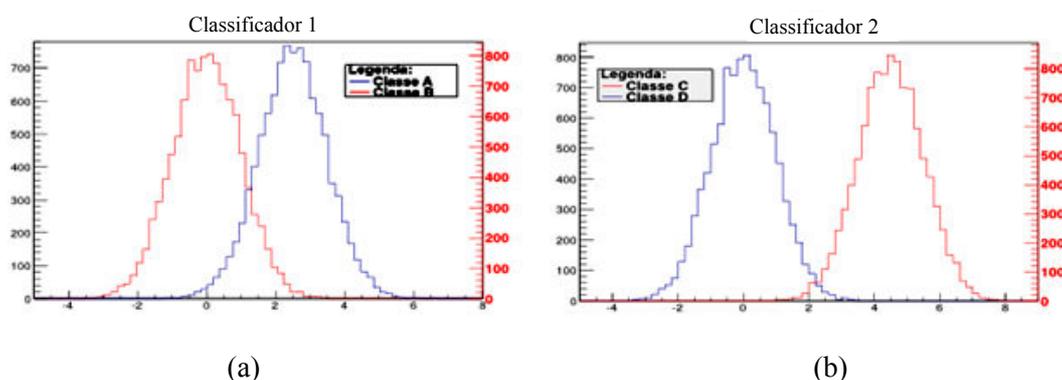


Figura 7.3 – Histogramas de dados hipotéticos para ilustrar a aplicação das curvas ROC.

Para se obter a curva ROC, varia-se o patamar de decisão, calculando-se os respectivos valores de PD e PF. A eficiência de um classificador pode ser estimada a partir da área sob a curva ROC de modo que, quanto maior a área, mais eficiente. [60]

Apesar dos histogramas e curvas ROC permitirem uma análise qualitativa da eficiência dos classificadores, é preciso definir, quantitativamente, o patamar de decisão. Neste trabalho, juntamente com as curvas ROC, é usado o denominado índice SP, que é dado pela equação mostrada a seguir: [61]

$$SP = \sqrt{\frac{E_{fe} + E_{fj}}{2}} \times \sqrt{E_{fe} \times E_{fj}}$$

Sendo que $E_{fe} = PD$ e $E_{ff} = 1 - PF$ são as eficiências do classificador que, neste trabalho, correspondem aos elétrons e jatos, respectivamente.

Através da variação do patamar de decisão, calcula-se PD, PF e, também, o índice SP, de modo que o maior valor de SP indica o patamar para o qual o classificador apresenta eficiência ótima.

A Figura 7.4 (a) e (b) mostra as curvas ROC e SP dos dois classificadores utilizados como exemplo, ilustrados na Figura 7.3.

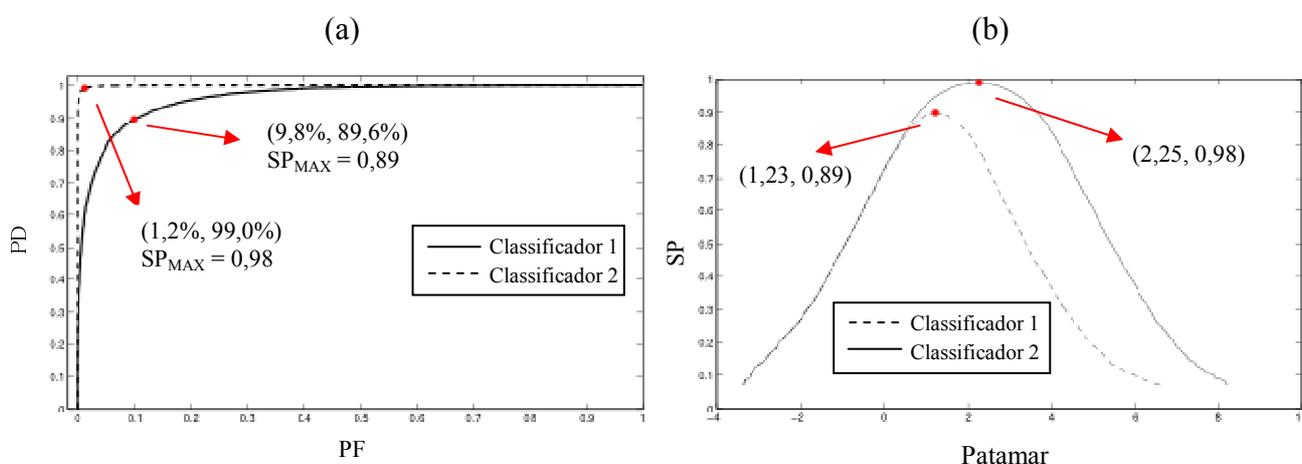


Figura 7.4 – Curvas ROC (a) e SP (b) para os classificadores da Figura 7.3.

Como pode ser observado na Figura 7.4, o Classificador 1, utilizado para discriminar as classes A e B, apresenta resultados inferiores.

7.5 Resultados da aplicação de Máquina de Vetores Suporte

Utilizou-se a técnica de máquina de vetores suporte para realizar a classificação de eventos de elétrons e jatos, provenientes de simulação, na formatação de compactação em anéis, compondo o conjunto e10.

O conjunto de dados normalizados, com a formatação em anéis topológicos, utilizado neste trabalho, está organizado conforme mostra a Tabela 7.3. Foi também utilizado o conceito de validação cruzada *k-fold*, com $k = 10$, visando avaliar a acurácia dos classificadores considerados neste trabalho.

Tabela 7.3 – Organização do conjunto de eventos.

Evento	Treinamento	Validação	Testes
Elétrons	156761	156761	156760
Jatos	104948	104948	104947

A Figura 7.5 mostra o histograma típico dos valores de energia dos dados de todas as camadas para elétrons e jatos. Como se observa, as distribuições estão sobrepostas, tornando inviável a classificação baseada em patamar de energia.

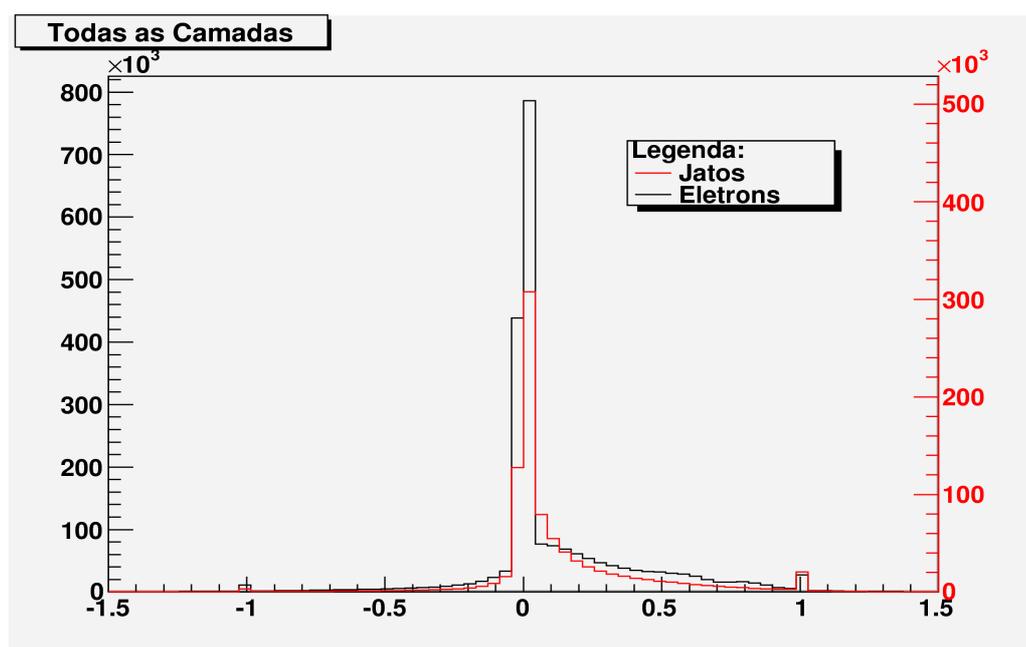


Figura 7.5 - Histogramas de elétrons e jatos de todas as camadas.

As Figuras 7.6 a 7.12 mostram os histogramas dos dados em cada camada do calorímetro e, como pode ser observado, mesmo com esta abordagem, há a sobreposição das distribuições de elétrons e jatos.

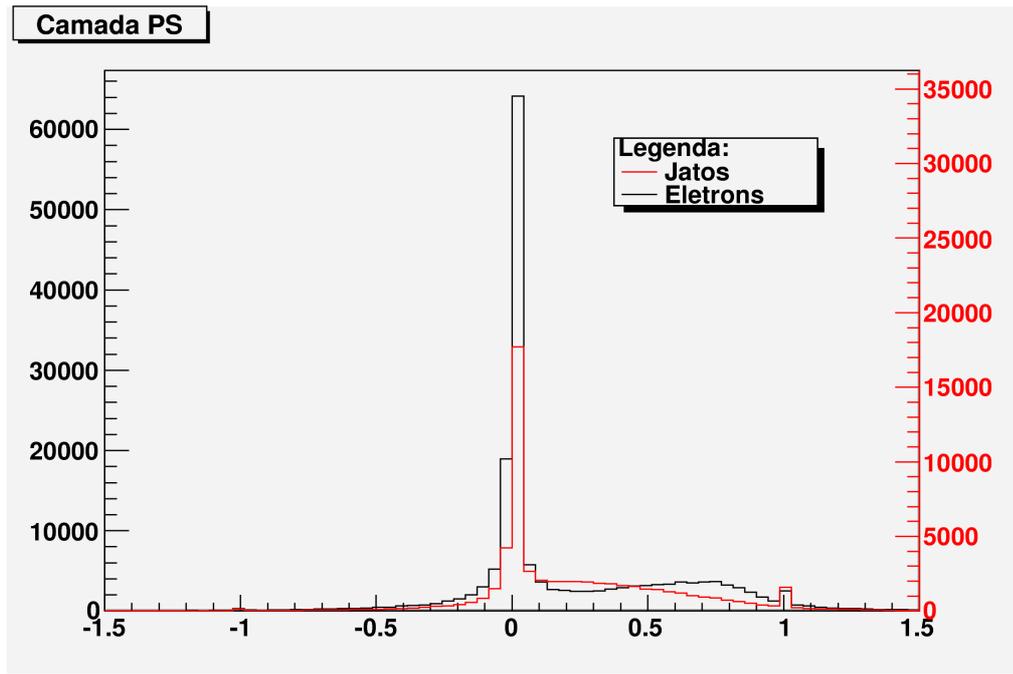


Figura 7.6 – Histogramas de elétrons e jatos da camada Pre-Sampler.

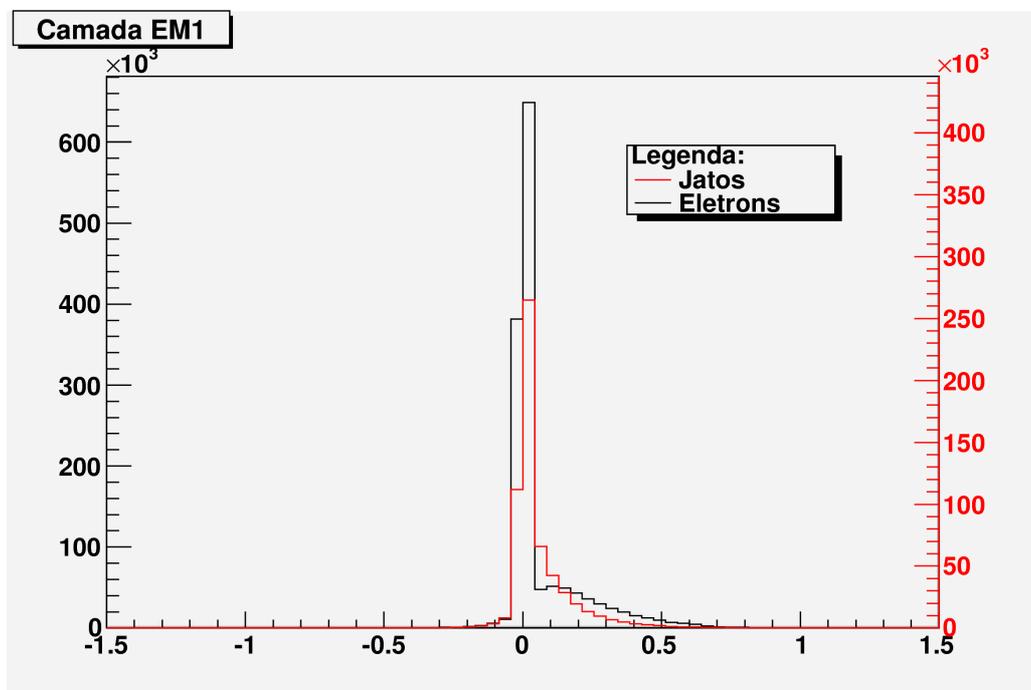


Figura 7.7 – Histogramas de elétrons e jatos da primeira camada Eletromagnética.

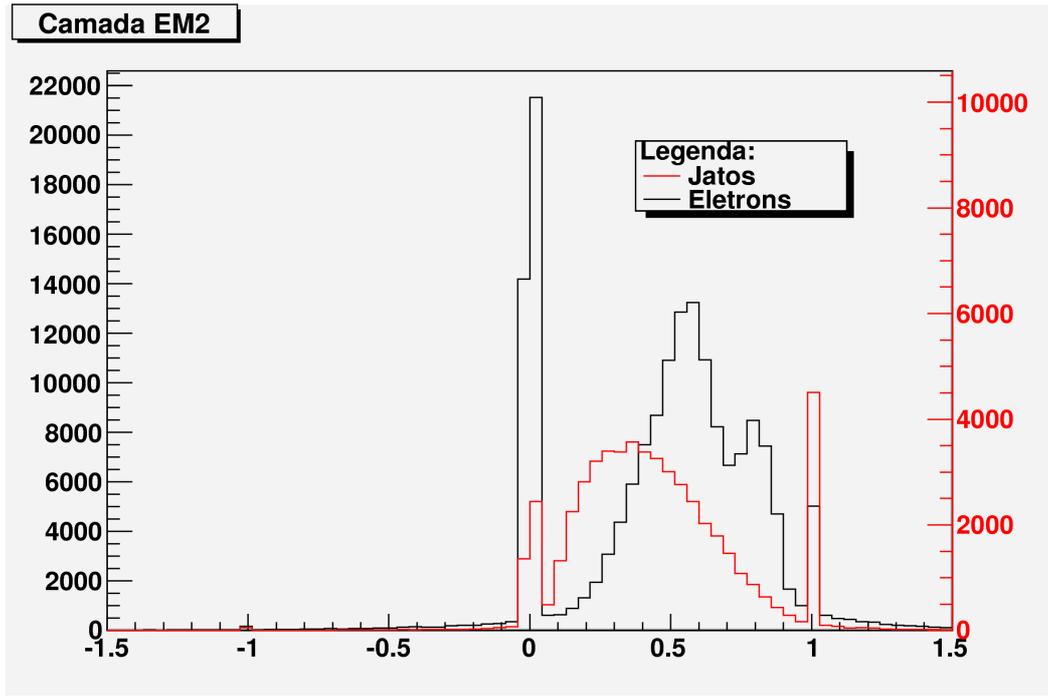


Figura 7.8 – Histogramas de elétrons e jatos da segunda camada Eletromagnética.

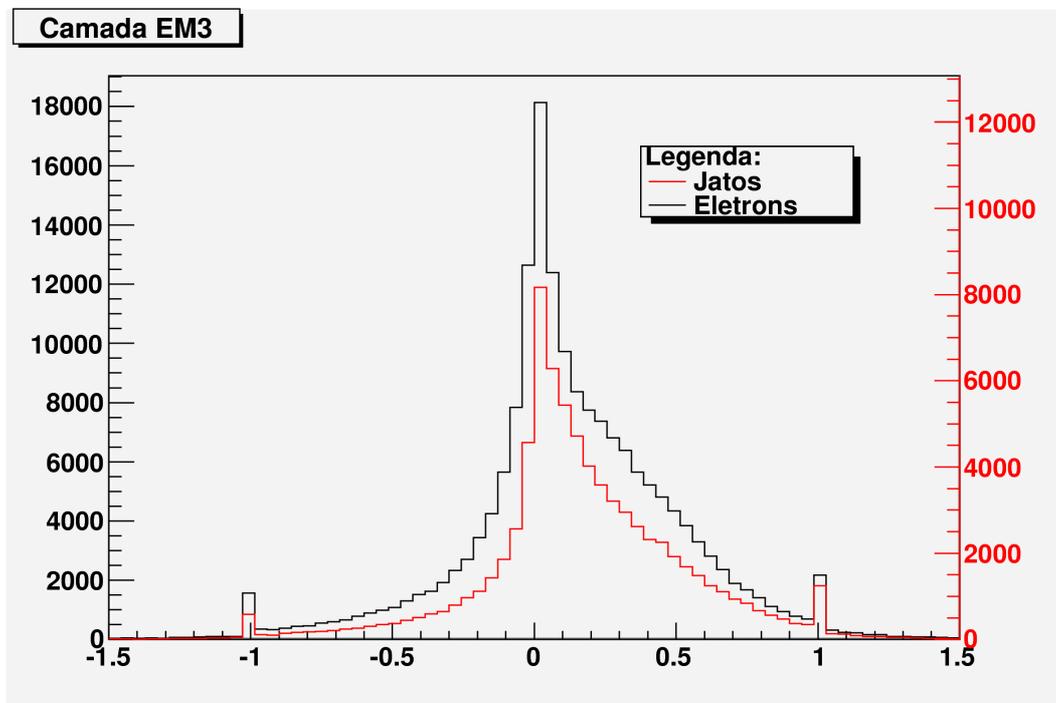


Figura 7.9 – Histogramas de elétrons e jatos da terceira camada Eletromagnética.

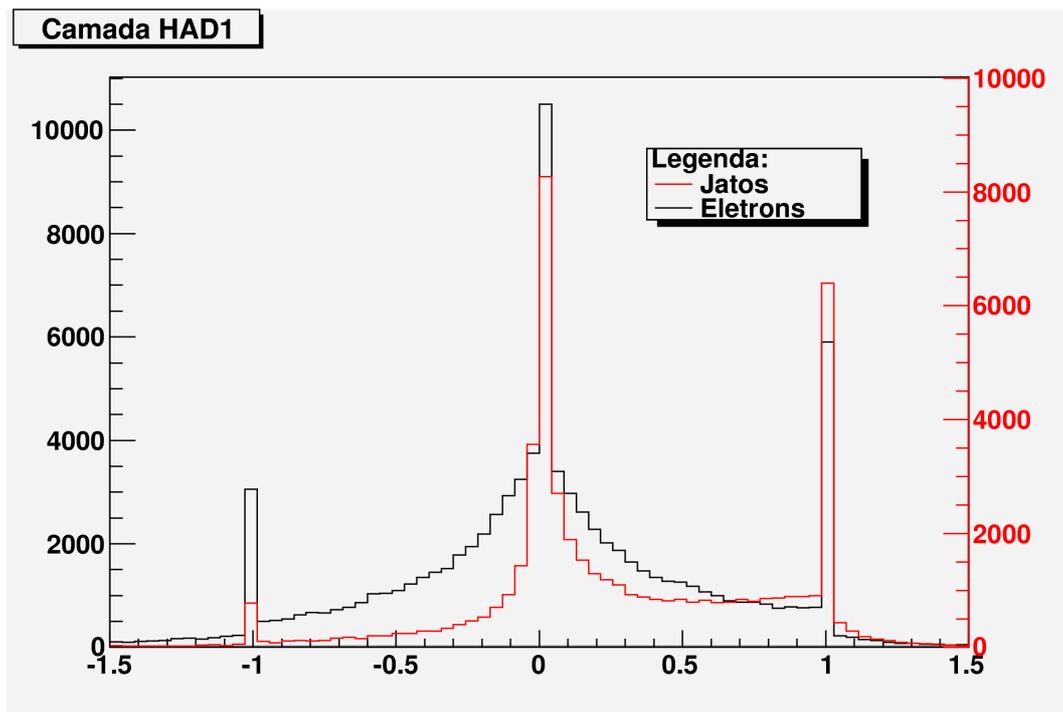


Figura 7.10 - Histogramas de elétrons e jatos da primeira camada Hadrônica.

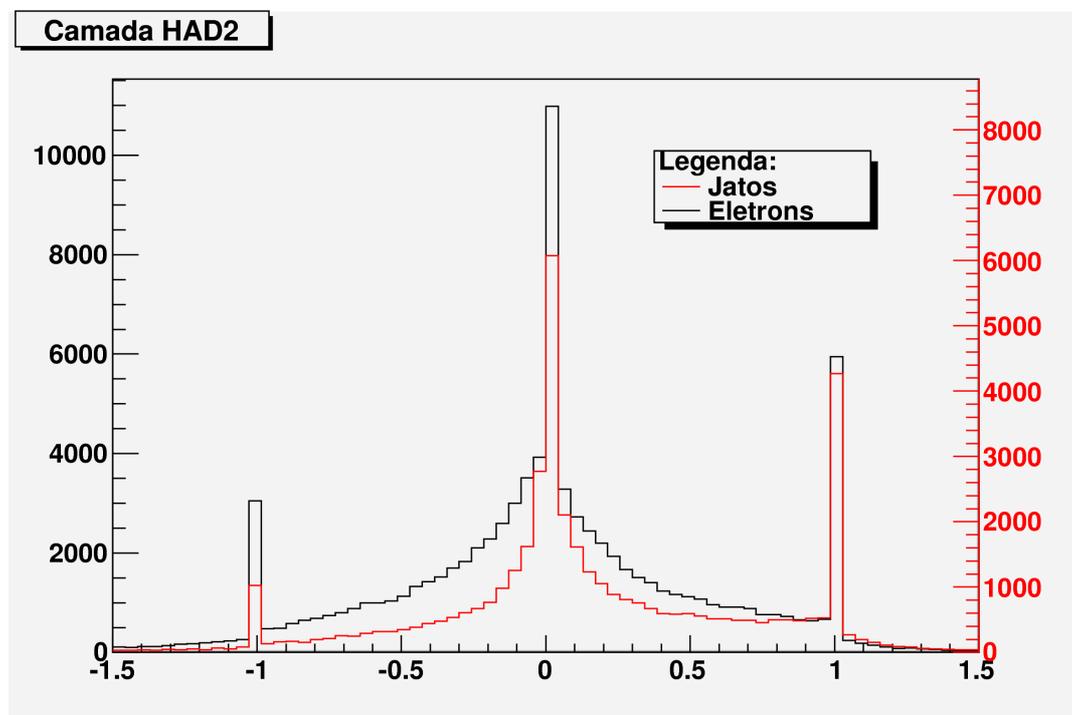


Figura 7.11 – Histogramas de elétrons e jatos da segunda camada Hadrônica.

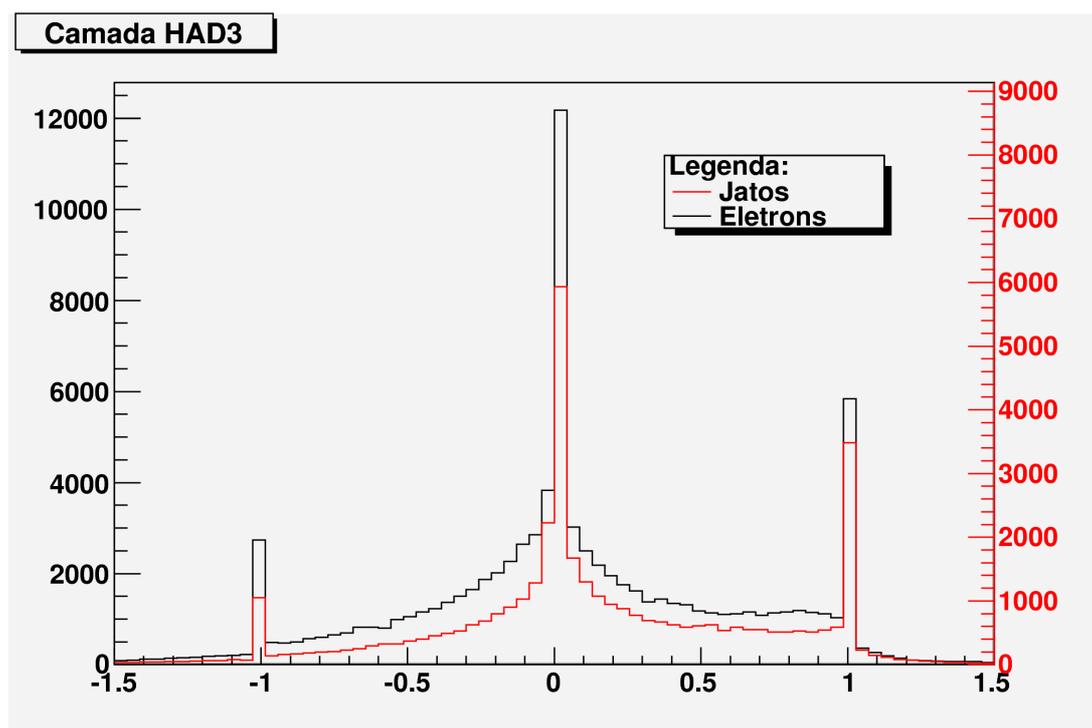


Figura 7.12 – Histogramas de elétrons e jatos para a terceira camada Hadrônica.

Considerando agora a geometria do detector, as Figuras 7.13 e 7.14 mostram os histogramas dos dados de elétrons e jatos, respectivamente, em função da coordenada φ .

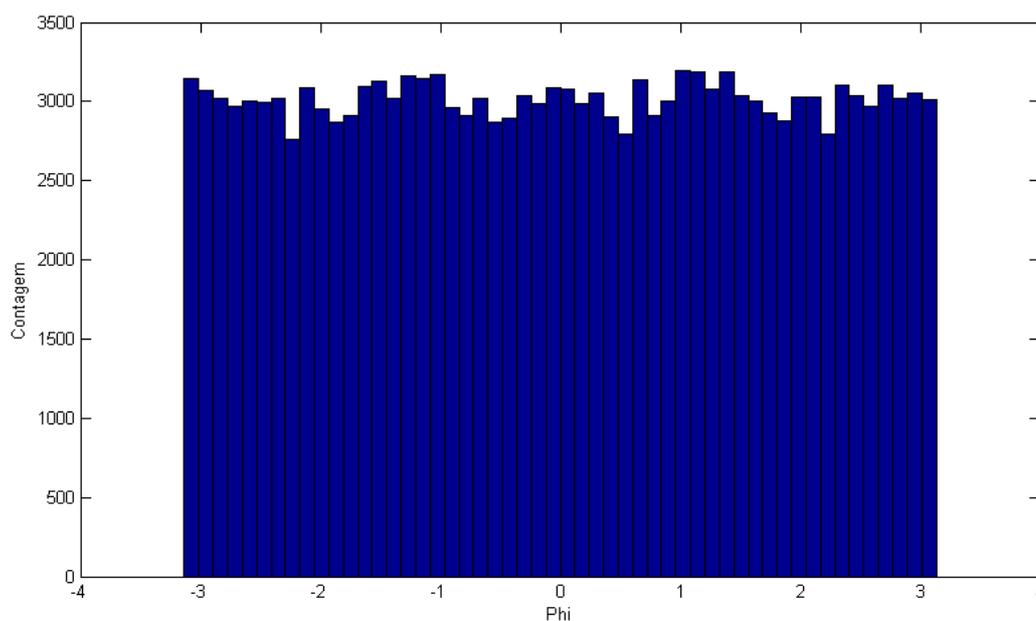


Figura 7.13 – Histograma dos eventos de elétrons considerando a coordenada φ .

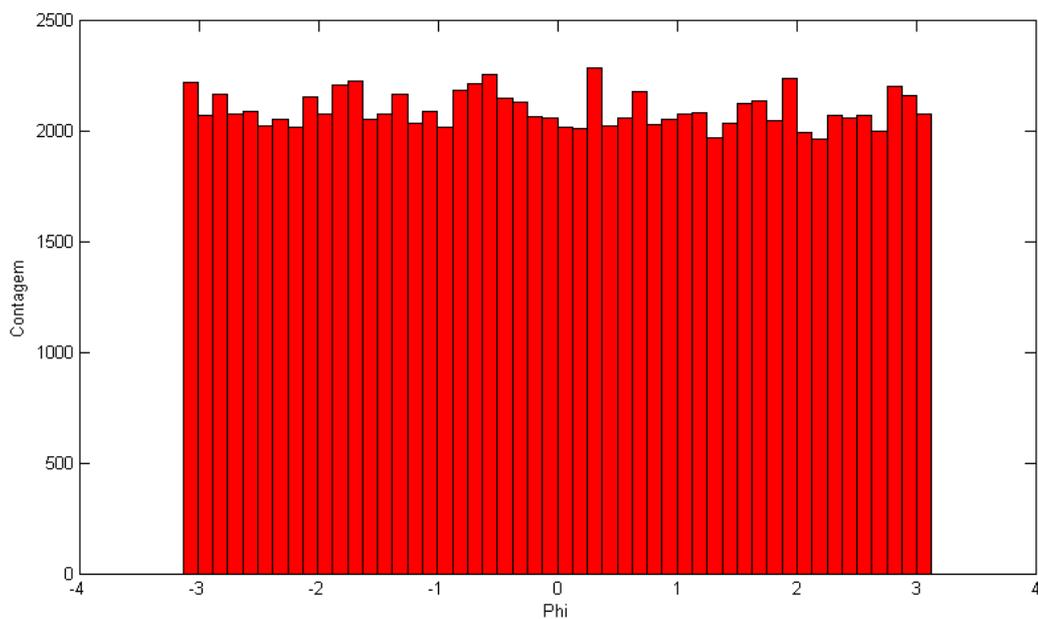


Figura 7.14 – Histograma dos eventos de jatos considerando a coordenada ϕ .

Considerando agora a coordenada η , as Figuras 7.15 e 7.16 mostram, respectivamente, os histogramas dos dados de elétrons e jatos em função de η .

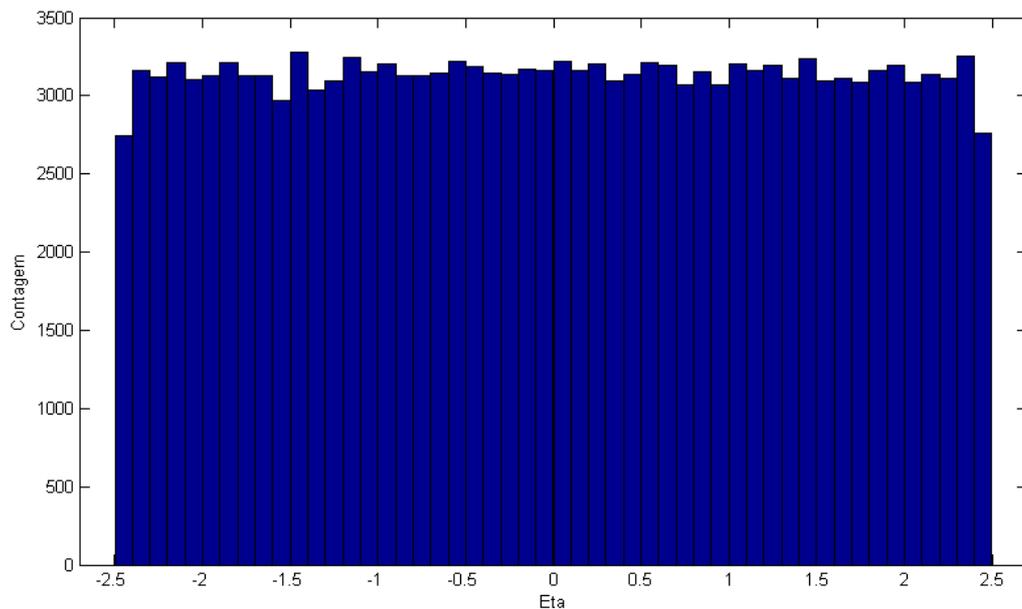


Figura 7.15 – Histograma dos dados de elétrons considerando η .

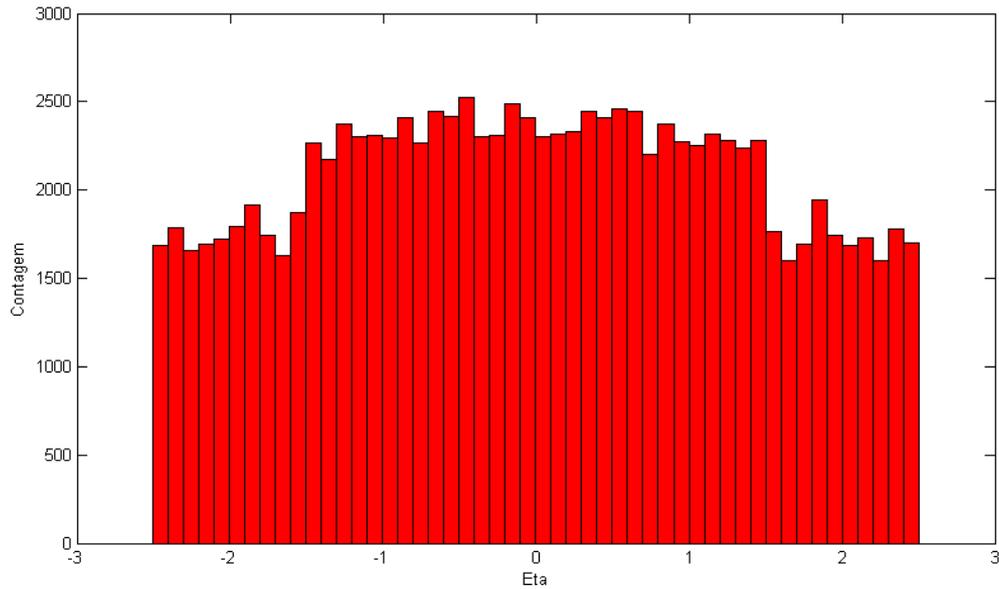


Figura 7.16 – Histograma dos dados de jatos considerando η .

Mesmo levando-se em conta a geometria do detector, qualquer classificador baseado somente em patamares de η e φ não seria eficiente.

Neste contexto, torna-se apropriado analisar os resultados de técnicas de reconhecimento de padrões como SVM. Foram utilizados *kernel* Polinomial, com grau variando de 2 a 5, *kernel* RBF com γ variando de 0,001 a 0,5 e, finalmente, *kernel* Sigmóide com $\beta_0 = 1$ e β_1 variando de -0,5 a -1,5.

Os resultados estão mostrados na Tabela 7.4 juntamente de PD, PF e SP. Para o valor máximo de SP, a probabilidade de detecção foi de 98,97% relativa ao *kernel* RBF com $\gamma = 0,1$.

A Figura 7.17 mostra o histograma do resultado do classificador com *kernel* RBF e $\gamma = 0,1$. Diferentemente do histograma mostrado na Figura 7.5, a sobreposição das distribuições dos dados de elétrons e jatos diminuiu consideravelmente.

As curvas ROC e SP associadas ao *kernel* RBF e $\gamma = 0,1$ estão mostradas na Figura 7.18.

Tabela 7.4 – Resultados da classificação SVM para diferentes *kernels*.

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD ¹ (%)	PF ¹ (%)	SP _{MÁX.} (%)
Pol. p = 2	99,38 ± 0,18	97,31 ± 0,11	98,88 ± 0,21	2,05 ± 0,11	98,41 ± 0,11
Pol. p = 3	99,31 ± 0,26	97,33 ± 0,14	98,87 ± 0,18	2,06 ± 0,14	98,40 ± 0,19
Pol. p = 4	99,25 ± 0,09	97,32 ± 0,12	98,88 ± 0,12	2,06 ± 0,18	98,41 ± 0,11
Pol. p = 5	99,19 ± 0,14	97,26 ± 0,23	98,78 ± 0,09	2,17 ± 0,12	98,30 ± 0,18
RBF. $\gamma = 0,01$	99,31 ± 0,17	97,02 ± 0,08	98,89 ± 0,17	2,40 ± 0,23	98,24 ± 0,11
RBF. $\gamma = 0,1$	99,45 ± 0,11	97,20 ± 0,14	98,97 ± 0,14	2,11 ± 0,19	98,42 ± 0,16
RBF. $\gamma = 0,2$	99,47 ± 0,08	96,97 ± 0,33	99,12 ± 0,18	2,35 ± 0,16	98,38 ± 0,14
RBF. $\gamma = 0,3$	99,48 ± 0,07	96,06 ± 0,07	98,99 ± 0,27	2,42 ± 0,19	98,28 ± 0,15
RBF. $\gamma = 0,4$	99,53 ± 0,21	94,24 ± 0,21	98,78 ± 0,12	2,51 ± 0,22	98,13 ± 0,13
RBF. $\gamma = 0,5$	99,56 ± 0,13	91,31 ± 0,19	98,64 ± 0,11	2,76 ± 0,11	97,93 ± 0,25
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	65,58 ± 0,19	54,18 ± 0,29	54,72 ± 0,32	32,84 ± 0,41	60,77 ± 0,43
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,0$	84,60 ± 0,21	45,56 ± 0,34	67,28 ± 0,37	24,97 ± 0,39	71,10 ± 0,45
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	99,99 ± 0,29	0,01 ± 0,42	58,47 ± 0,19	48,73 ± 0,26	54,81 ± 0,29

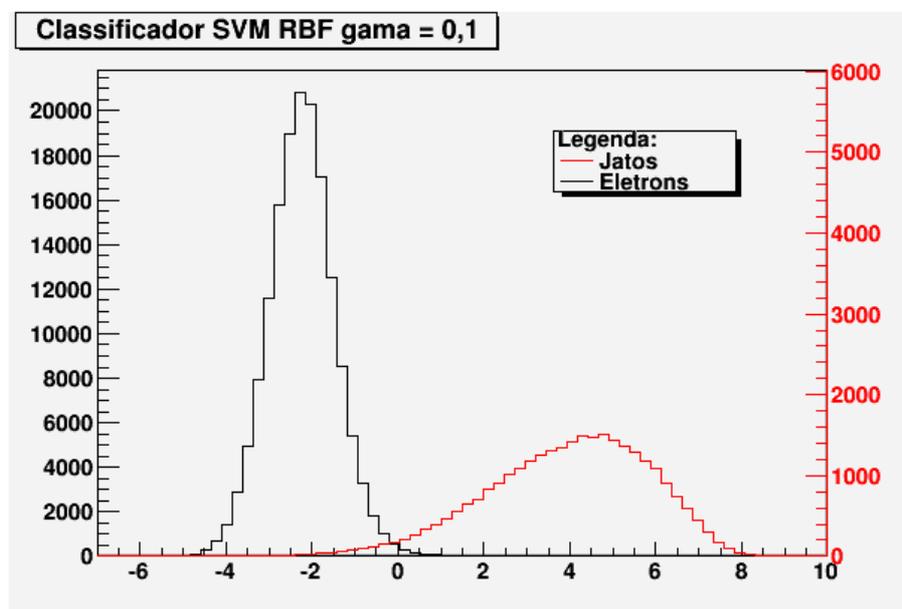


Figura 7.17 – Histograma dos dados de saída do classificador com *kernel* RBF e $\gamma = 0,1$.

¹ PD e PF considerando o máximo valor de SP.

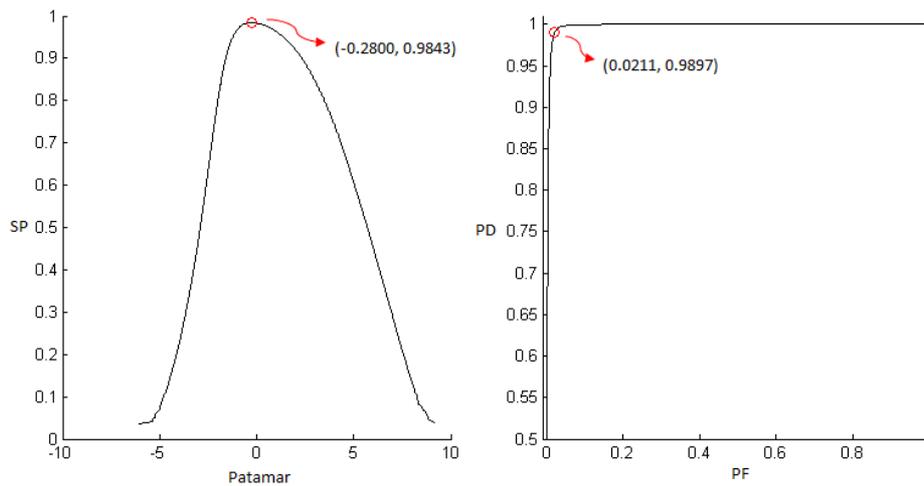


Figura 7.18 - Curva SP (esquerda) e ROC (direita) para *kernel* RBF $\gamma = 0,1$.

Visando avaliar as características da classificação do ponto de vista energético, foram gerados gráficos dos valores médios da energia dos anéis de elétrons e jatos que foram classificados correta e incorretamente, considerando o melhor classificador – *kernel* RBF $\gamma = 0,1$. As barras de erro foram suprimidas para facilitar a visualização.

A Figura 7.19 possibilita a avaliação da energia dos elétrons que foram classificados correta e incorretamente. Observa-se que nos primeiros anéis de cada camada eletromagnética, os valores médios da energia dos elétrons classificados incorretamente são inferiores aos dos elétrons corretos. Ocorre a situação oposta nas camadas hadrônicas, pois os valores médios da energia dos elétrons classificados incorretamente são superiores aos dos corretos.

Avaliação semelhante foi feita em relação aos jatos. A Figura 7.20 mostra os gráficos dos valores médios da energia dos jatos que foram classificados correta e incorretamente. Observa-se que, nos primeiros anéis da primeira e segunda camadas eletromagnéticas, os valores da energia dos dados de jatos classificados incorretamente são maiores que os classificados corretamente. Por outro lado, nas camadas hadrônicas, os valores daqueles classificados incorretamente são inferiores.

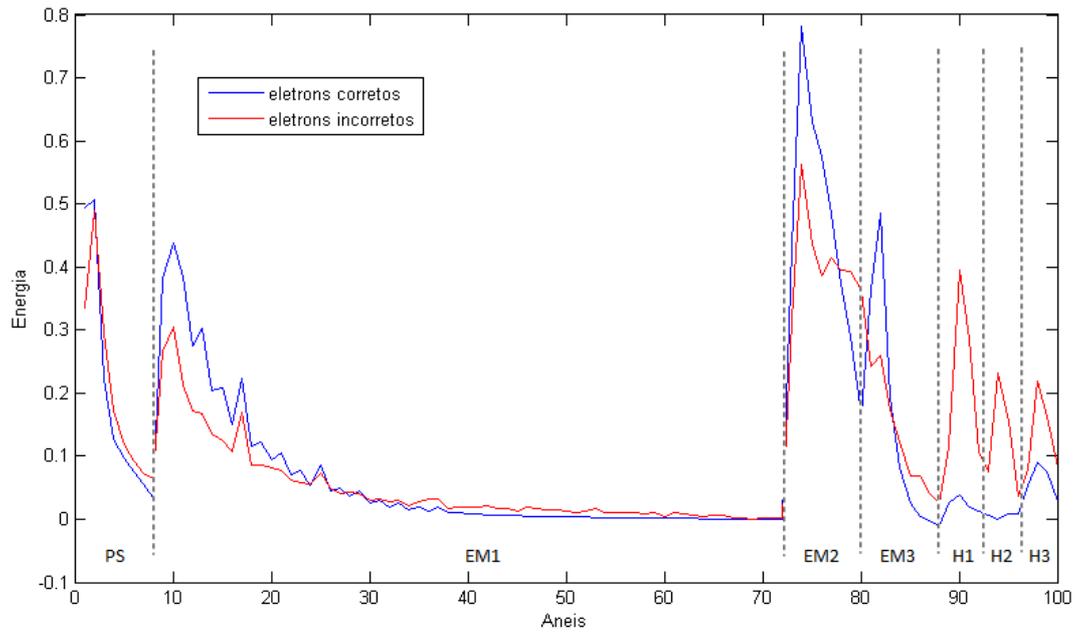


Figura 7.19 – Energia média dos anéis de elétrons que foram classificados correta e incorretamente.

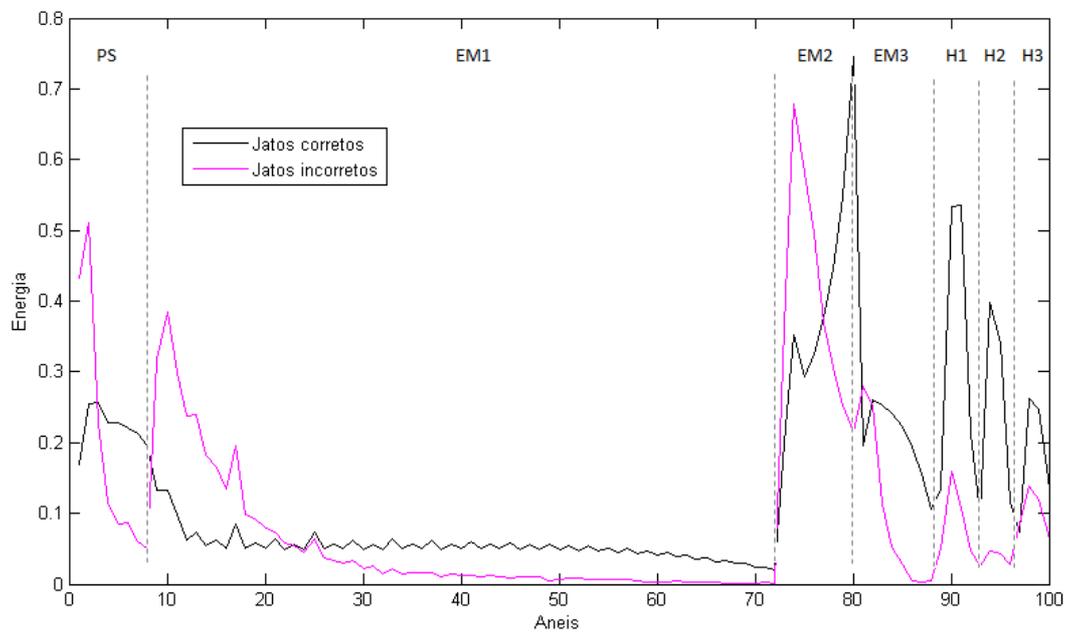


Figura 7.20 – Energia média dos anéis de jatos que foram classificados correta e incorretamente.

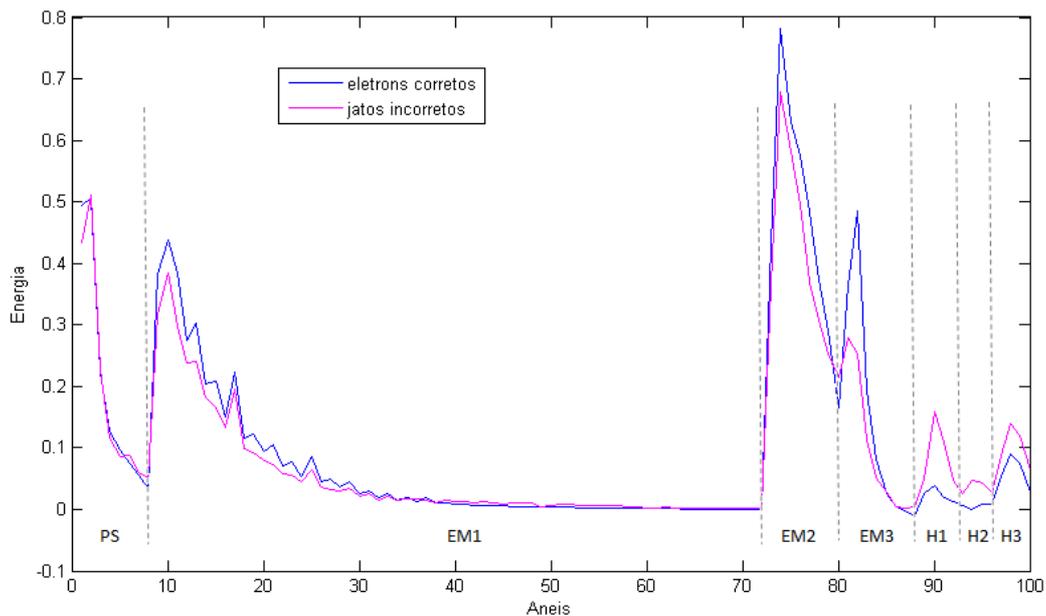


Figura 7.21 – Energia média dos anéis de elétrons que foram classificados corretamente e jatos que foram classificados incorretamente.

A Figura 7.22 mostra as características dos jatos classificados corretamente juntamente com os elétrons que se passaram por jatos.

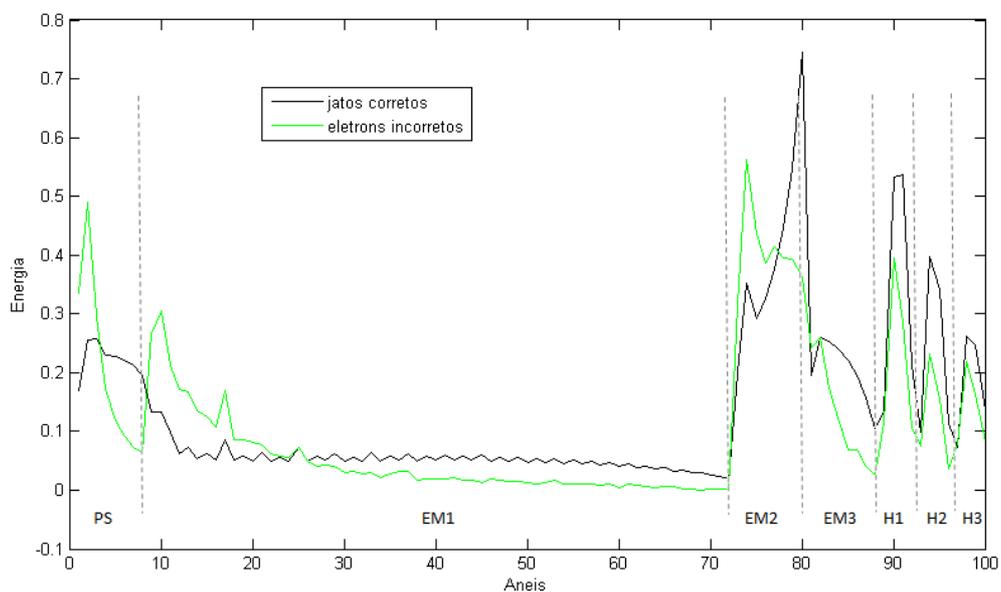


Figura 7.22 – Energia média dos anéis de jatos que foram classificados corretamente e elétrons que foram classificados incorretamente.

É interessante observar as características dos elétrons que foram classificados corretamente juntamente com os jatos que foram classificados como elétrons. A Figura 7.21 mostra que as diferenças foram consideravelmente menos acentuadas do

que aquelas mostradas nos gráficos anteriores, principalmente nas camadas eletromagnéticas.

Similarmente ao que foi feito em relação à energia, objetivou-se avaliar as características dos elétrons e jatos classificados correta e incorretamente em função da geometria do detector, levando-se em conta histogramas com as coordenadas η e φ , mostrados nas Figuras 7.23 a 7.30.

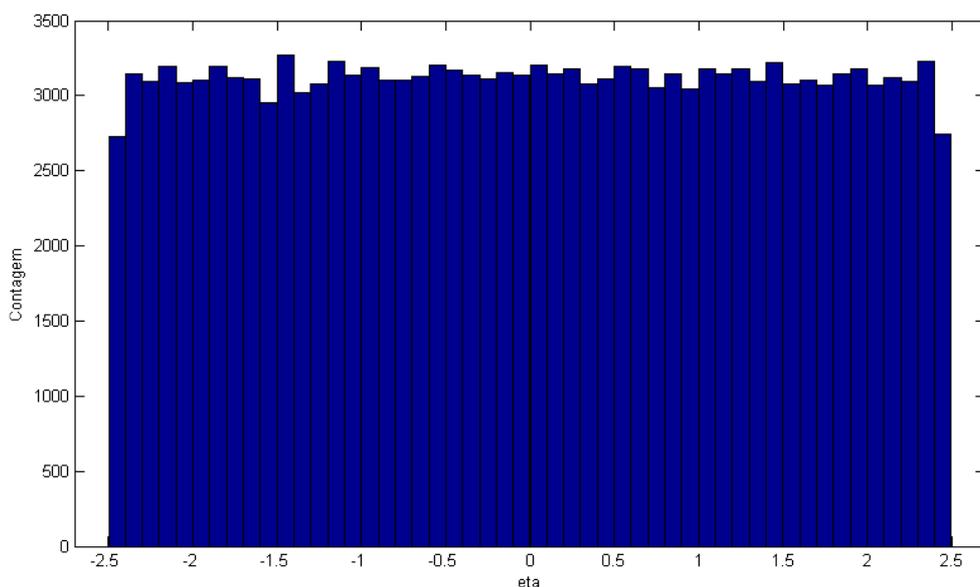


Figura 7.23 - Histograma em η dos eventos de elétrons que foram classificados corretamente.

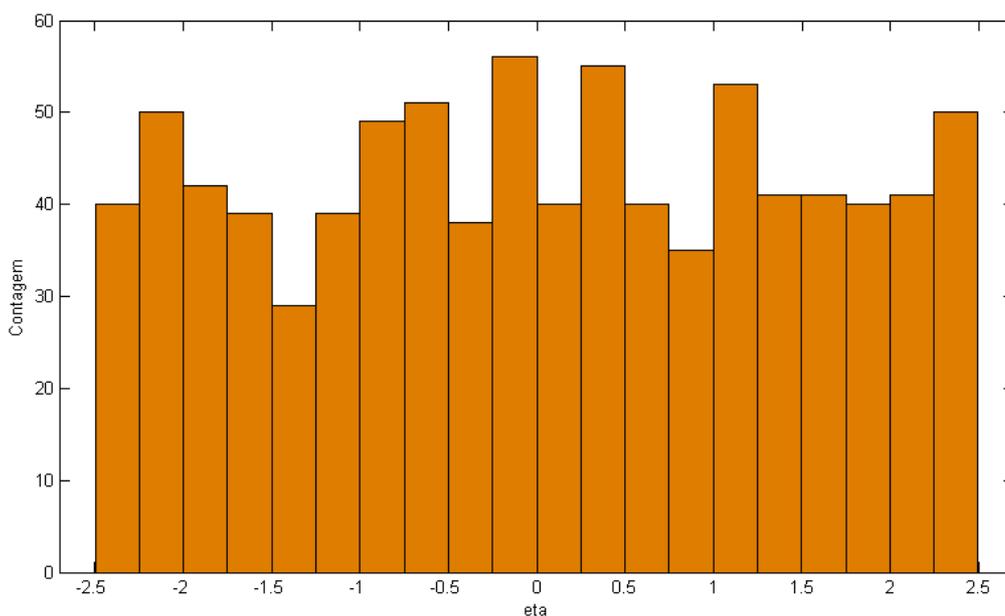


Figura 7.24 – Histograma em η dos eventos de elétrons que foram classificados incorretamente.

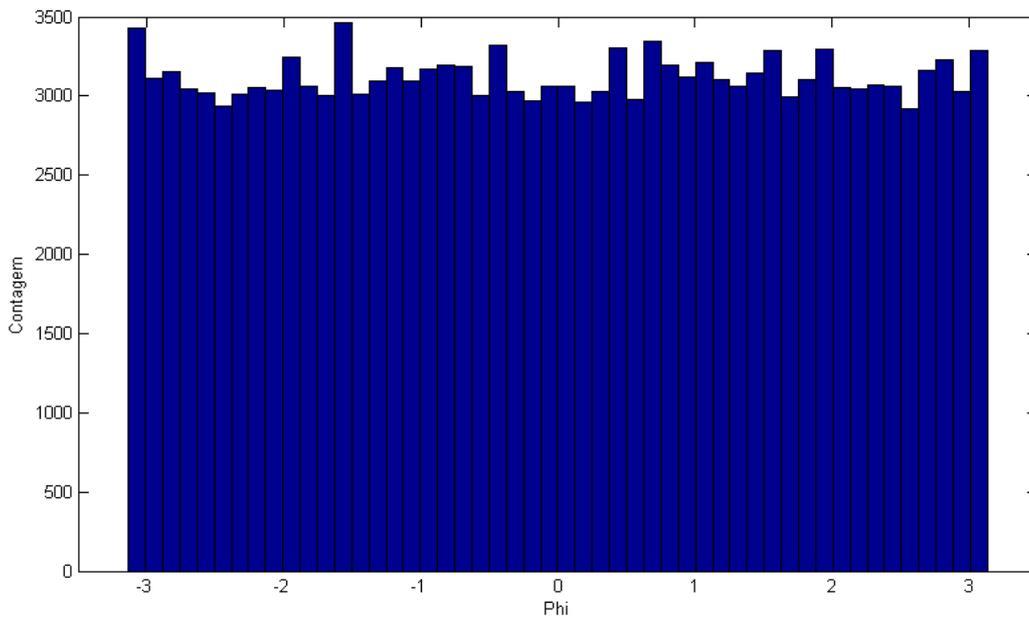


Figura 7.25 – Histograma em ϕ dos eventos de elétrons que foram classificados corretamente.

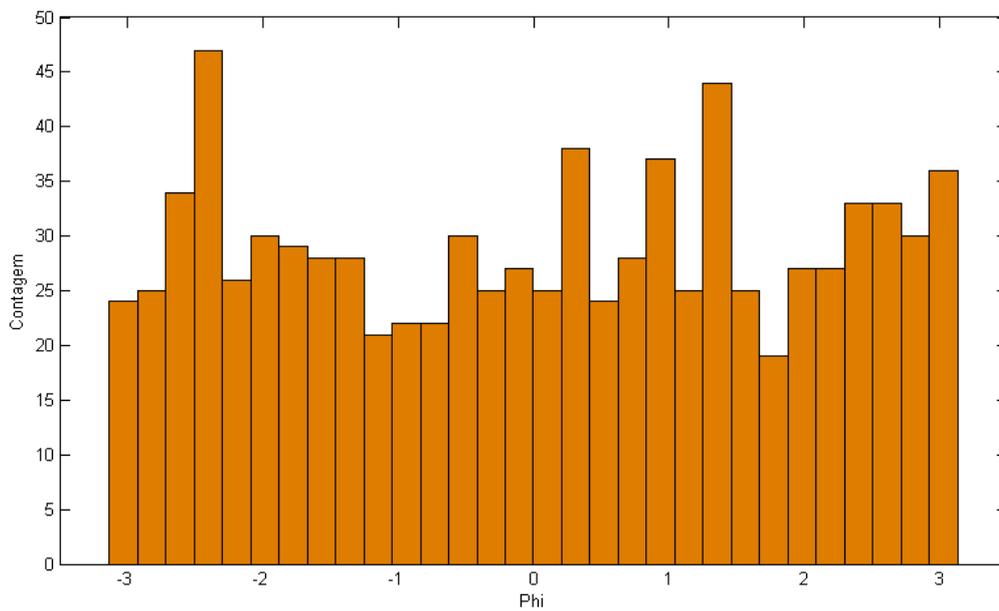


Figura 7.26 – Histograma em ϕ dos eventos de elétrons que foram classificados incorretamente.

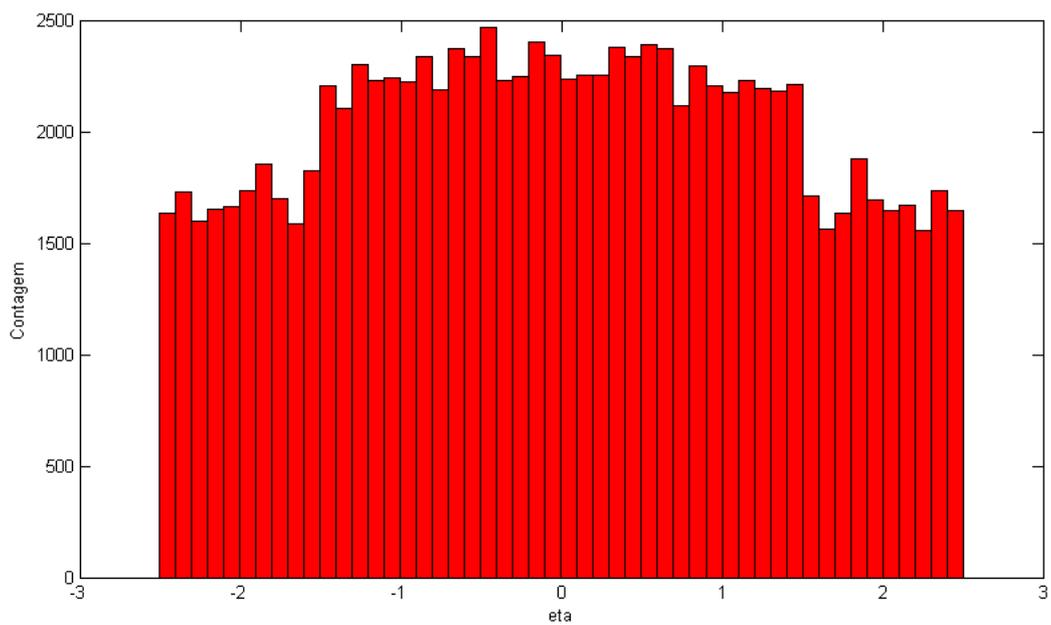


Figura 7.27 – Histograma em η dos eventos de jatos que foram classificados corretamente.

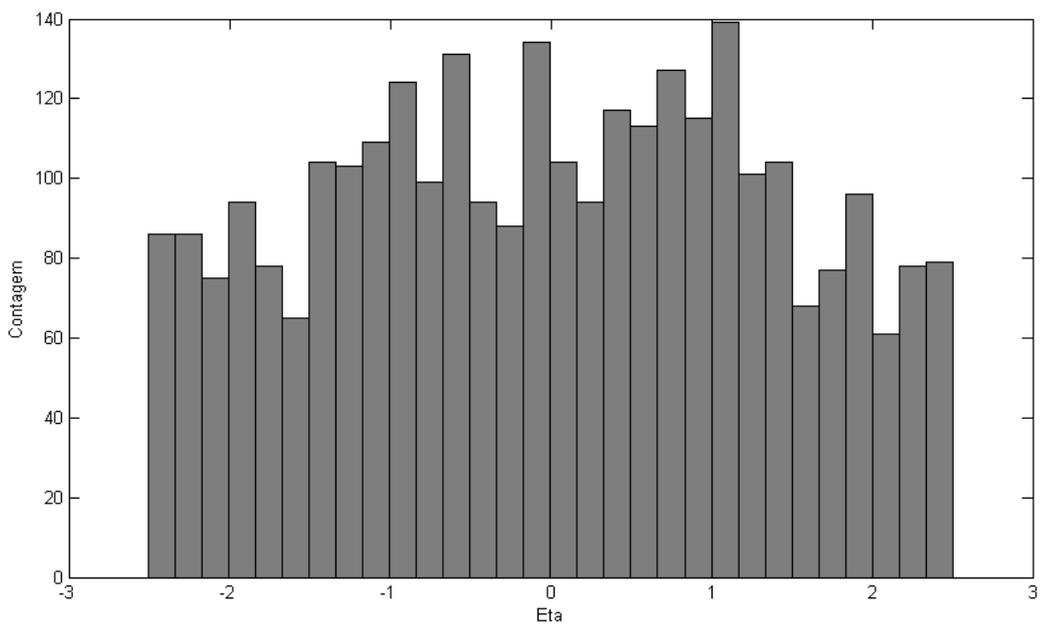


Figura 7.28 – Histograma em η dos eventos de jatos que foram classificados incorretamente.

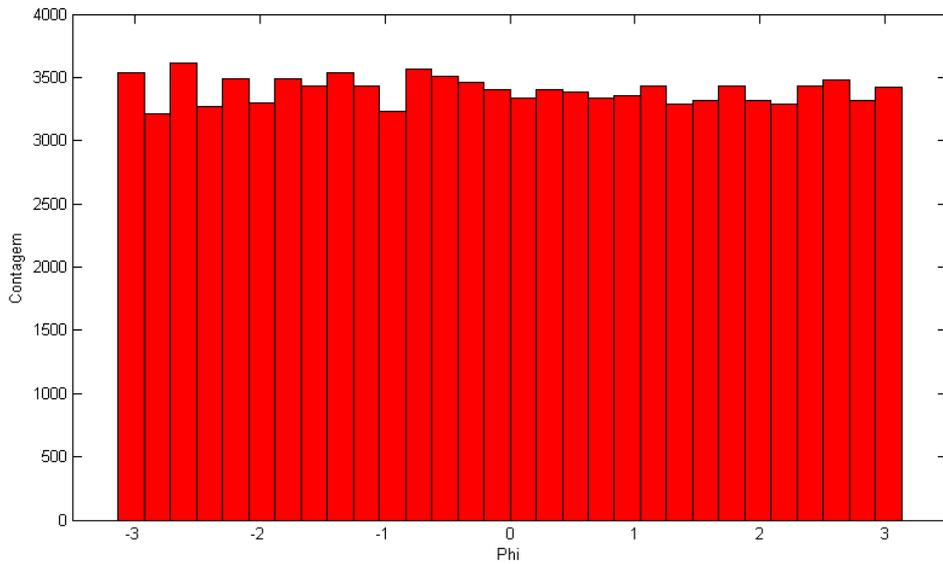


Figura 7.29 – Histograma em ϕ dos eventos de jatos que foram classificados corretamente.

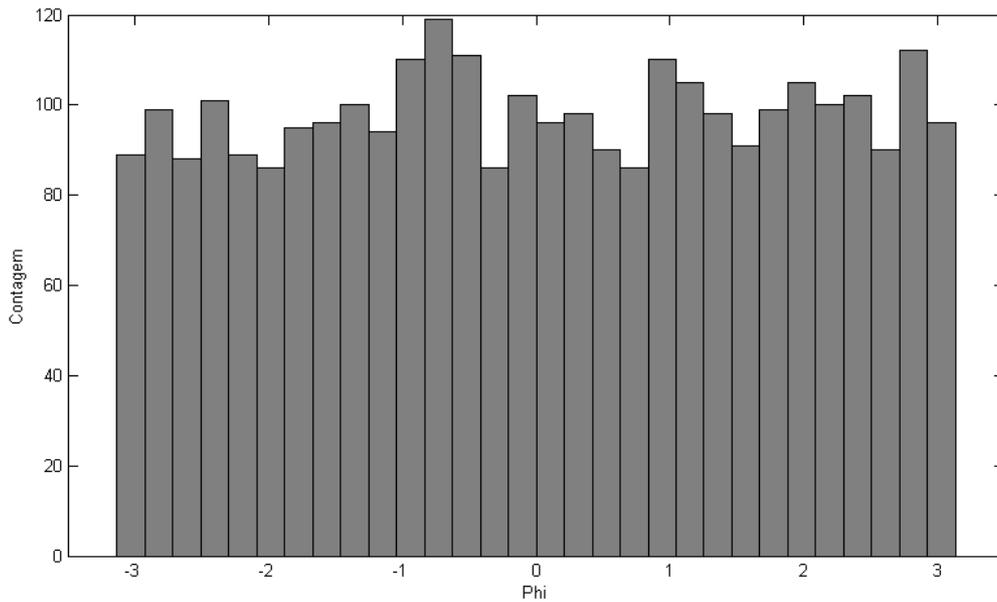


Figura 7.30 – Histograma em ϕ dos eventos de jatos que foram classificados incorretamente.

A Figura 7.31 ilustra a comparação entre as saídas dos classificadores T2CALO e SVM kernel RBF $\gamma = 0,1$. Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 91% e 88% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,5% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,04%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 2,5% de eventos que o SVM errou.

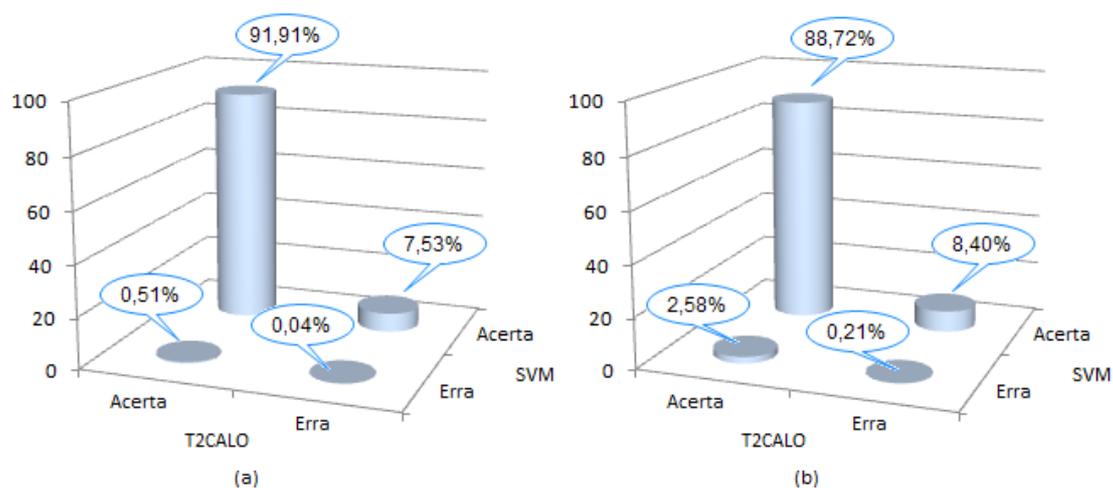


Figura 7.31 - Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM com kernel RBF gama 0,1 para elétrons (a) e jatos (b).

Dando sequência aos comparativos entre o classificador SVM e o T2CALO, as Figuras 7.32 a 7.34 mostram os histogramas das saídas em função de η , ϕ e E_T .

Em relação à η , na Figura 7.32, o classificador SVM mostra-se mais eficiente que o T2CALO nos extremos do detector com $|\eta| \sim 2,5$. Considerando a coordenada ϕ , a Figura 7.33 não evidencia melhor eficiência dos classificadores. Entretanto, o comparativo levando-se em conta o parâmetro E_T , na Figura 7.34, mostra que o SVM se mostrou superior ao T2CALO para valores menores de E_T .

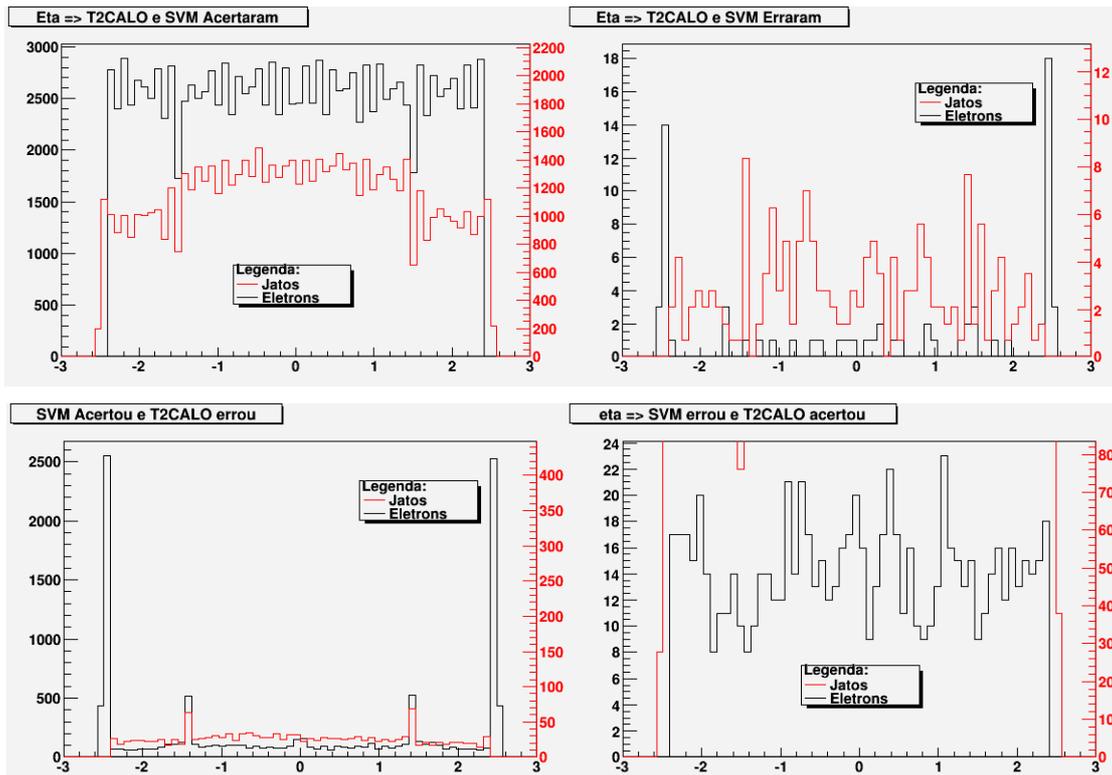


Figura 7.32 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

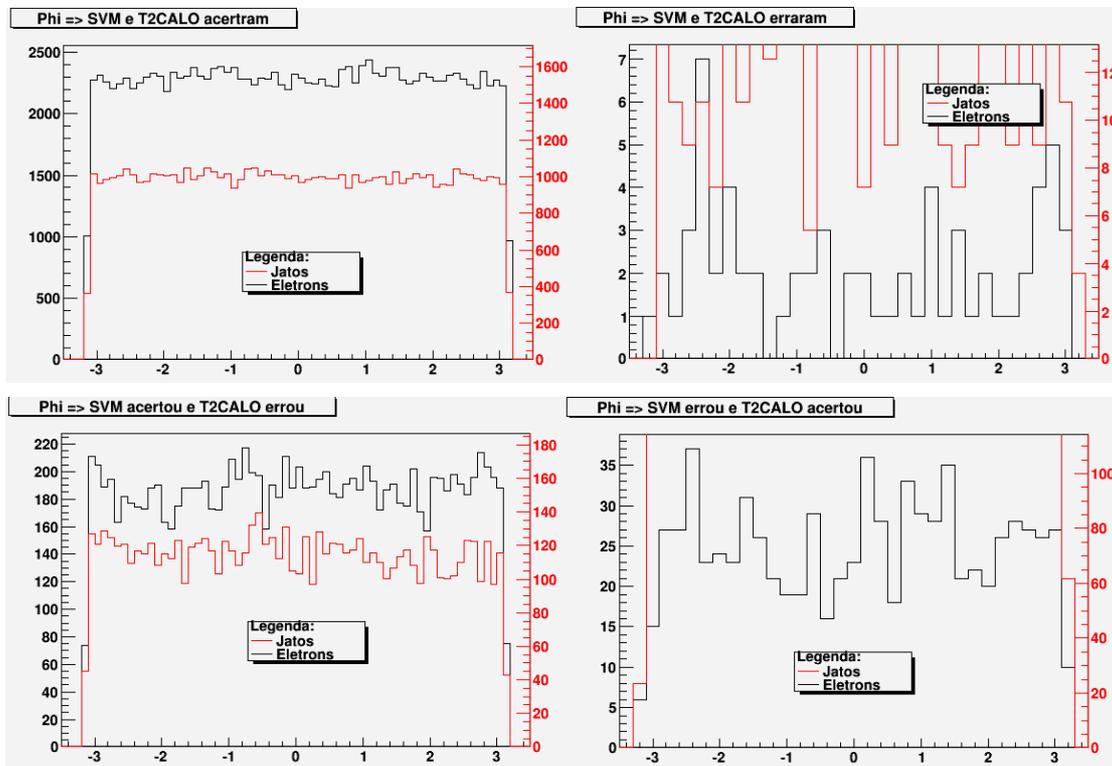


Figura 7.33 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

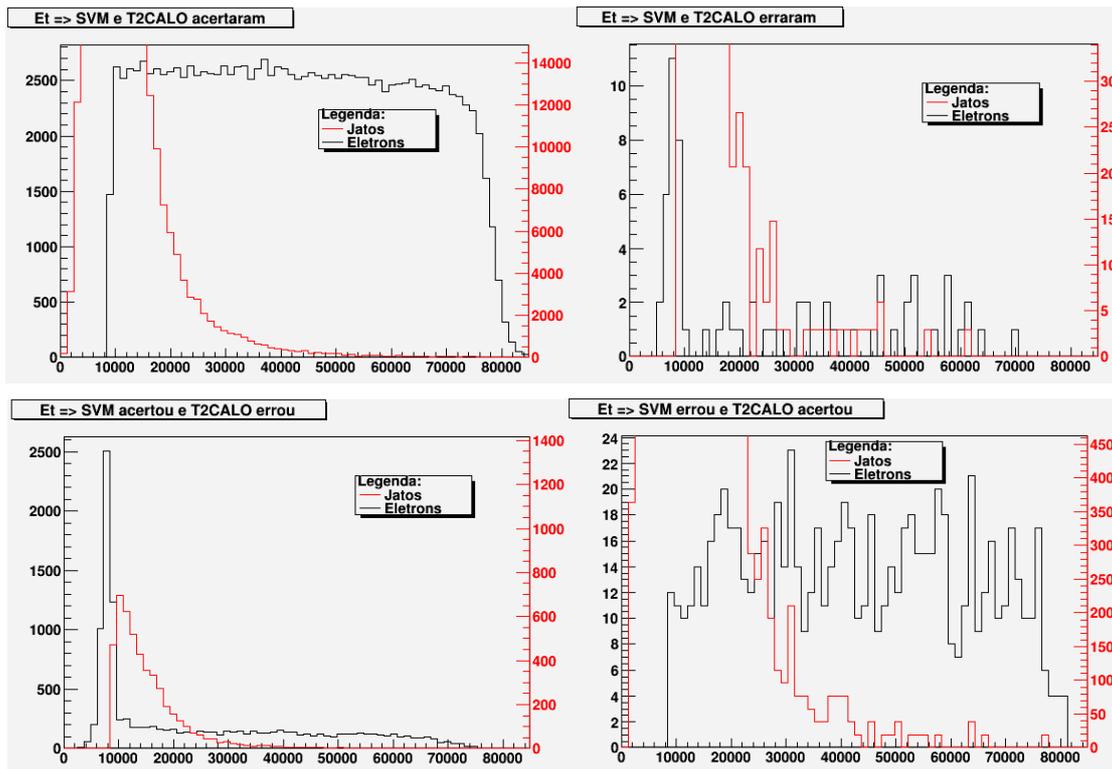


Figura 7.34 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

A Tabela 7.5 mostra os parâmetros do classificador RBF $\gamma = 0,1$, sendo que $|w|$ se refere ao peso, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, C se refere ao parâmetro de regularização.

Tabela 7.5 – Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,1$.

Parâmetro	Valores
$ w $	$60,56 \pm 0,12\%$
b	$-0,25 \pm 0,28\%$
nSV	$16212 \pm 0,42\%$
C	$0,09 \pm 0,38\%$

Capítulo 8

Compactação por Análise de Componentes Principais

A compactação em anéis possibilitou considerável redução na dimensionalidade do problema de classificação de partículas e mostrou resultados expressivos com o classificador SVM. Assim sendo, surgiu um questionamento natural sobre a possibilidade de se reduzir o número de anéis envolvidos que, até o momento, é de cem anéis.

A técnica de Análise de Componentes Principais (PCA – *Principal Component Analysis*) foi utilizada, visando à redução da dimensionalidade levando-se em conta a contribuição de cada um dos anéis e estabelecendo-se cortes de energia.

Depois, os classificadores SVM com diferentes tipos de *kernel* foram aplicados ao conjunto resultante da compactação por PCA e os resultados são mostrados e comparados com aqueles obtidos sem compactação.

8.1 Conceitos de Análise de Componentes Principais

A técnica de Análise de Componentes Principais estabelece um conjunto de procedimentos que visam reduzir a dimensionalidade através da aplicação de conceitos estatísticos de processamento de sinais.

Quando há redundância nos eventos, ou seja, há a correlação entre eles, possivelmente por medirem o mesmo sinal, busca-se reduzir o número de componentes sem perda significativa de informação. [62] – [67]

O objetivo principal da PCA é identificar a base que melhor expresse os dados, revelando informações que, a princípio, estavam mascaradas no conjunto de eventos, possibilitando identificar quão importante é cada componente. [62] – [67]

A PCA linear utiliza a combinação linear dos vetores base originais. Considerando \mathbf{X} o conjunto de dados originais, no qual cada coluna é um evento e as dimensões são as linhas, e \mathbf{Y} o resultado da transformação linear \mathbf{P} sobre \mathbf{X} [62] – [67]:

$$PX = Y \quad (1)$$

Sendo que p_i são as linhas de \mathbf{P} , x_i são as colunas de \mathbf{X} e y_i são as colunas de \mathbf{Y} . Então, \mathbf{P} é a matriz de transformação de \mathbf{X} em \mathbf{Y} e, geometricamente, pode ser vista como o elemento que rotaciona os vetores base de \mathbf{X} . As linhas de \mathbf{P} são o novo conjunto de vetores base, ou seja, as componentes principais de \mathbf{X} .

É preciso encontrar a melhor representação para \mathbf{X} através da escolha adequada da nova base \mathbf{P} . Uma alternativa é a maximização da variância, que corresponde a encontrar a direção na qual os sinais melhor expressam a dinâmica de interesse. A Figura 8.1 ilustra a distribuição do sinal e ruído em um conjunto de dados hipotéticos. Observa-se que a direção da maior variância não está alinhada com os vetores base e, para a representação adequada, a rotação da base se torna necessária.

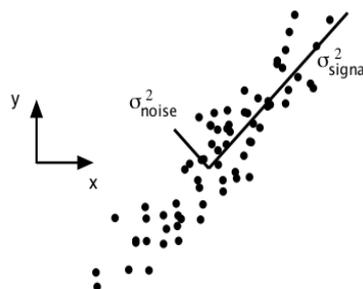


Figura 8.1 – Representação ilustrativa das direções e variâncias do sinal e ruído.

Quando se trata de problemas de maior dimensionalidade, o conceito de covariância pode ser empregado, tendo em vista que pode ser usada para medir o grau de relação linear entre duas variáveis, ou seja, o valor absoluto da magnitude da covariância mede o grau de redundância. [62] – [67]

A covariância é dada por:

$$C_X = \frac{1}{n-1} XX^T$$

Os elementos da diagonal principal da matriz de covariância são as variâncias da mesma componente, enquanto os elementos fora da diagonal principal são as covariâncias entre dimensões diferentes. [62] – [67]

Então, quanto maior forem os valores fora da diagonal principal, maior redundância. Baseado nesta informação torna-se interessante trabalhar a matriz de covariância para que os valores fora da diagonal principal sejam zero e a matriz esteja ordenada de acordo com a variância. [62] – [67]

O método utilizado para diagonalizar a matriz de covariância parte do princípio que a matriz **P** seja ortonormal, ou seja, os vetores base p_i são ortonormais.

Em síntese, deseja-se encontrar alguma matriz ortonormal **P** tal que:

$$* Y = PX$$

$$* C_Y = \frac{1}{n-1} YY^T \text{ é matriz a diagonalizar}$$

* As linhas de **P** são as componentes principais de **X**.

Reescrevendo C_Y :

$$C_Y = \frac{1}{n-1} (PX)(PX)^T$$

$$C_Y = P \left(\frac{1}{n-1} XX^T \right) P^T$$

$$C_Y = PC_X P^T$$

Toda matriz simétrica A é diagonalizável pela matriz ortonormal de seus autovetores. [62] – [67]

$$A = EDE^T$$

Sendo D é a matriz diagonal e E é a matriz dos autovetores de A .

Baseado nisso, a matriz P será escolhida de tal forma que as linhas p_i serão os autovetores de C_X . Então, $P \equiv E$ e $P^{-1} = P^T$.

$$C_Y = PC_XP^T$$

$$C_Y = PC_XP^T$$

$$C_Y = (PP^T)D(PP^T)$$

$$C_Y = D$$

Ou seja, a matriz de covariância C_Y é diagonal e ordenada de acordo com a variância.

8.2 Aplicação de Análise de Componentes Principais

A técnica de PCA foi aplicada considerando-se cortes de energia das componentes em três níveis distintos: 99%, 97% e o corte baseado no método *Average Root*.

Figura 8.2 mostra a contribuição de todas as componentes ordenadas de acordo com a variância, assim como a energia acumulada, antes de se realizar a compactação.

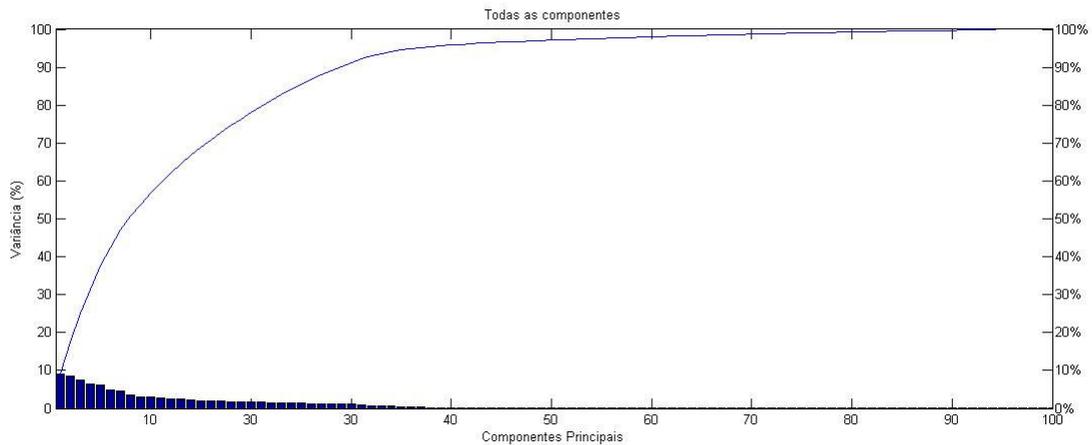


Figura 8.2 – Contribuição de todas as componentes antes da compactação.

8.2.1 Corte a 99%

Inicialmente, foi considerado o corte mais conservador, que reteve todas as componentes que contribuíram para o acúmulo de 99% da energia total. Como pode ser observado na Figura 8.3, foram mantidas 80 componentes, resultando em uma compactação de 20%.

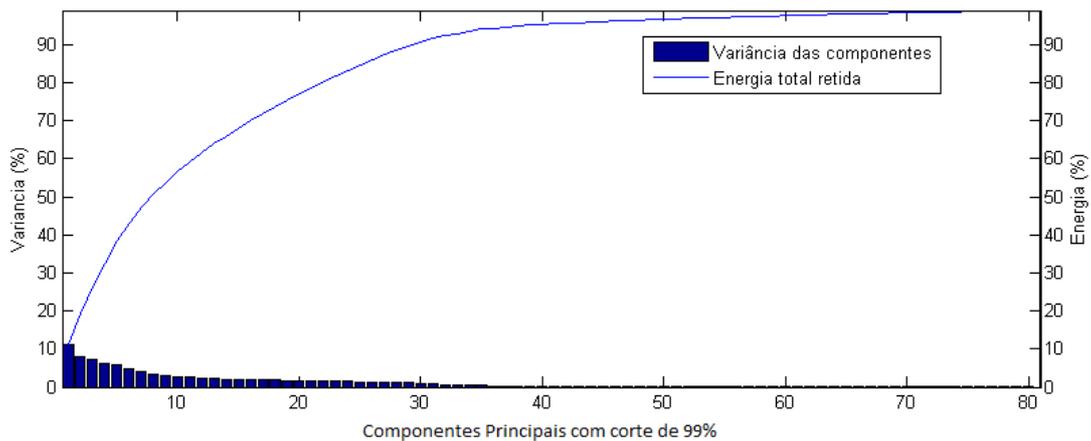


Figura 8.3 – Componentes retidas para o corte PCA de 99%.

A Tabela 8.1 mostra as componentes retidas em cada camada do calorímetro.

Tabela 8.1 – Número de anéis retidos em cada camada para o corte PCA de 99%.

Camada	PS	EM1	EM2	EM3	HD1	HD2	HD3	Total
Nº Componentes originalmente	8	64	8	8	4	4	4	100
Nº Componentes Corte 99%	8	57	5	2	3	3	2	80

Os classificadores SVM com diferentes tipos de *kernel* foram aplicados às componentes retidas, tanto para o treinamento quanto para a classificação. Ou seja, a etapa de treinamento para cada *kernel* foi refeita considerando-se apenas as componentes retidas. A mesma situação se deu em relação à classificação, que ocorreu somente sobre as 80 componentes mantidas. Os resultados estão mostrados na Tabela 8.2:

Tabela 8.2 – Resultados da classificação SVM com corte PCA de 99%

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MÁX.} (%)
Pol. p = 2	99,25 ± 0,23	97,11 ± 0,18	98,88 ± 0,53	2,44 ± 0,19	98,22 ± 0,18
Pol. p = 3	99,26 ± 0,19	97,19 ± 0,17	98,86 ± 0,17	2,28 ± 0,28	98,29 ± 0,22
Pol. p = 4	99,21 ± 0,14	97,17 ± 0,29	98,67 ± 0,78	2,14 ± 0,19	98,26 ± 0,39
Pol. p = 5	99,13 ± 0,21	97,15 ± 0,32	98,70 ± 0,59	2,31 ± 0,15	98,19 ± 0,15
RBF. $\gamma = 0,01$	99,17 ± 0,19	96,66 ± 0,15	98,26 ± 0,19	2,64 ± 0,24	97,98 ± 0,37
RBF. $\gamma = 0,1$	99,13 ± 0,17	97,04 ± 0,16	98,81 ± 0,27	2,25 ± 0,15	98,28 ± 0,28
RBF. $\gamma = 0,2$	99,34 ± 0,25	97,06 ± 0,14	98,74 ± 0,34	2,15 ± 0,32	98,29 ± 0,25
RBF. $\gamma = 0,3$	99,36 ± 0,18	96,96 ± 0,33	98,79 ± 0,18	2,25 ± 0,14	98,26 ± 0,15
RBF. $\gamma = 0,4$	99,40 ± 0,26	96,26 ± 0,45	98,88 ± 0,24	2,45 ± 0,17	98,21 ± 0,37
RBF. $\gamma = 0,5$	99,43 ± 0,32	95,94 ± 0,17	98,88 ± 0,26	2,59 ± 0,25	98,14 ± 0,19
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	99,44 ± 0,42	0,39 ± 0,47	64,87 ± 0,47	50,78 ± 0,46	56,77 ± 0,49
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,0$	59,20 ± 0,39	75,11 ± 0,29	64,59 ± 0,73	30,07 ± 0,55	67,23 ± 0,58
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	0,01 ± 0,44	100,00 ± 0,46	55,16 ± 0,45	34,53 ± 0,47	60,20 ± 0,51

Como houve dois classificadores com o mesmo valor de SP_{MÁX.}, considerou-se aquele como maior PD - kernel Polinomial p = 3 - que apresentou probabilidade de

detecção de 98,86% para o valor máximo de SP = 98,29%. O histograma com as distribuições das saídas deste classificador está mostrado na Figura 8.4.

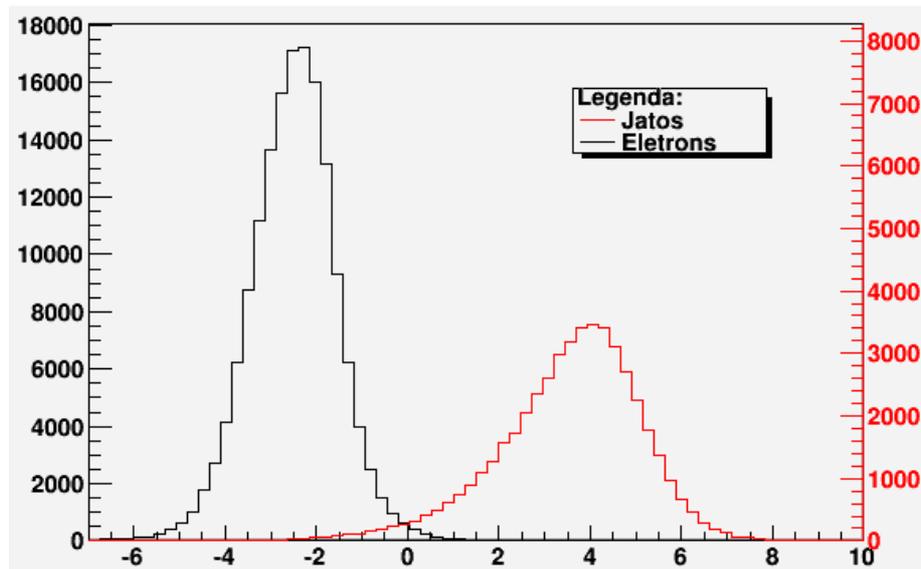


Figura 8.4 – Histograma com as distribuições de saída do melhor classificador SVM para o corte de 99% em PCA.

As curvas ROC e SP estão mostradas na Figura 8.5. O valor máximo de SP e os respectivos valores de PD e PF estão realçados.

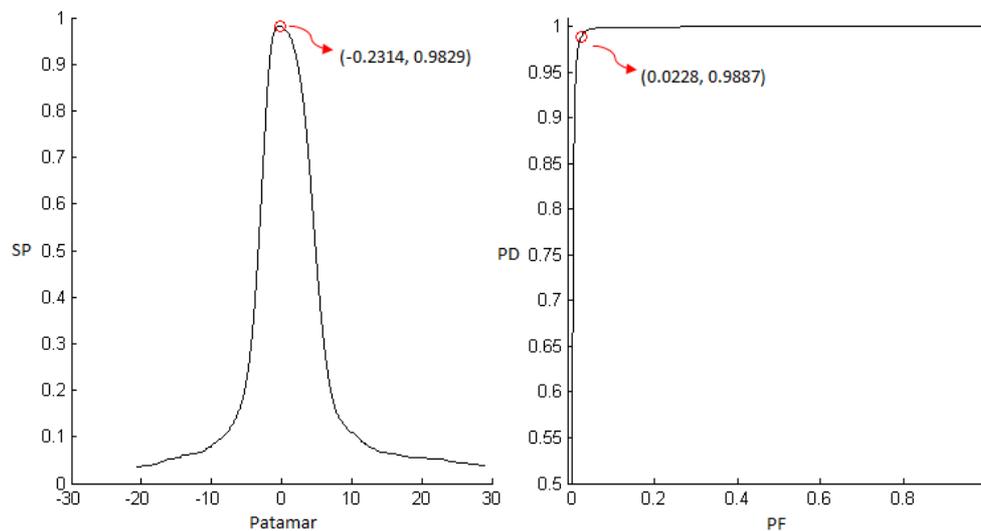


Figura 8.5 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) para o classificador Polinomial $p=3$ e PCA 99%.

Assim como no classificador SVM, mostrado no capítulo 7, é feito o comparativo entre a saída do melhor classificador SVM com PCA a 99% e o

T2CALO, que é a referência. A Figura 8.6 ilustra a comparação entre as saídas deles.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 91% e 88% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,7% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,06%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 2,3% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,5%.

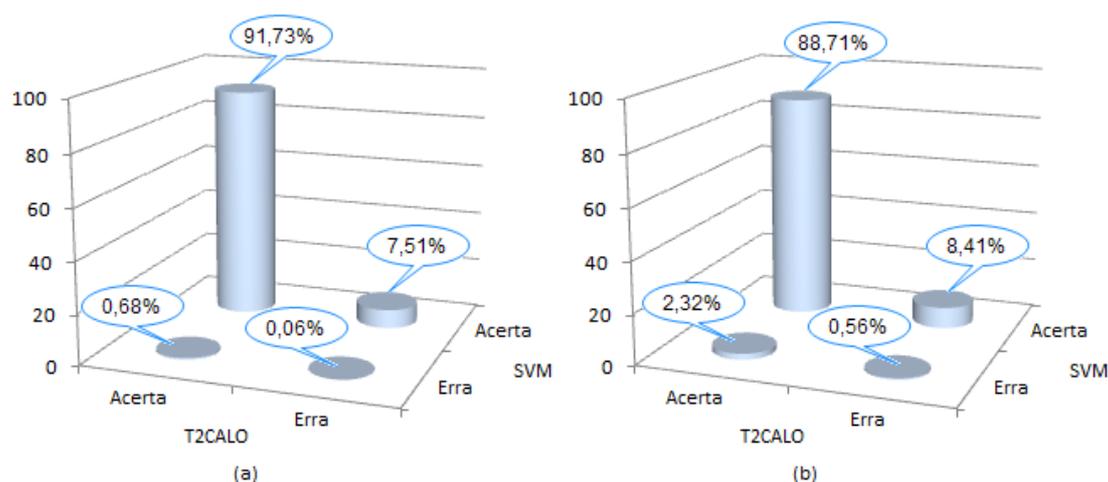


Figura 8.6 - Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM PCA 99% com kernel Polinomial $p = 3$ para elétrons (a) e jatos (b).

Dando sequência aos comparativos entre o classificador SVM e o T2CALO, as Figuras 8.7 a 8.9 mostram os histogramas das saídas em função de η , ϕ e E_T .

De forma semelhante ao classificador SVM mostrado no capítulo 7, em relação à η , na Figura 8.7, o classificador SVM mostra-se mais eficiente que o T2CALO nos extremos do detector com $|\eta| \sim 2,5$. A Figura 8.8 mostra que a coordenada ϕ não evidencia a superioridade de um classificador em detrimento do outro. Mais uma vez o comparativo levando-se em conta o parâmetro E_T , na Figura 8.9, mostra que o SVM se mostrou superior ao T2CALO para valores menores de E_T .

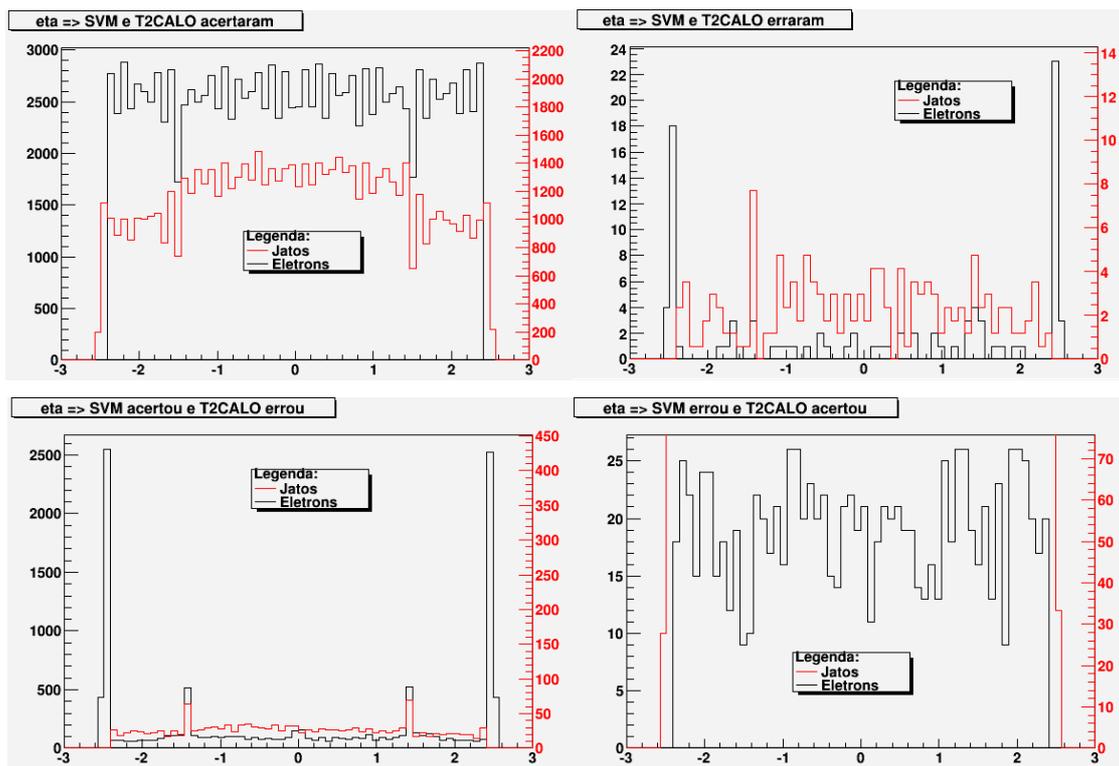


Figura 8.7 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

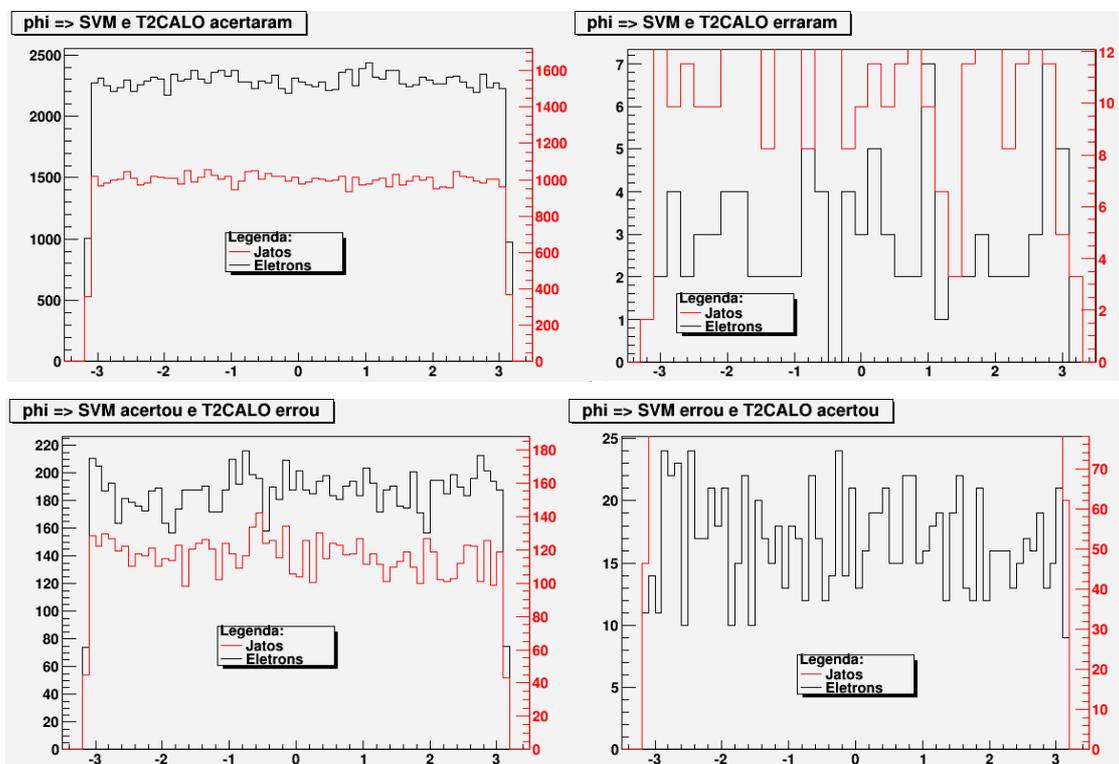


Figura 8.8 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

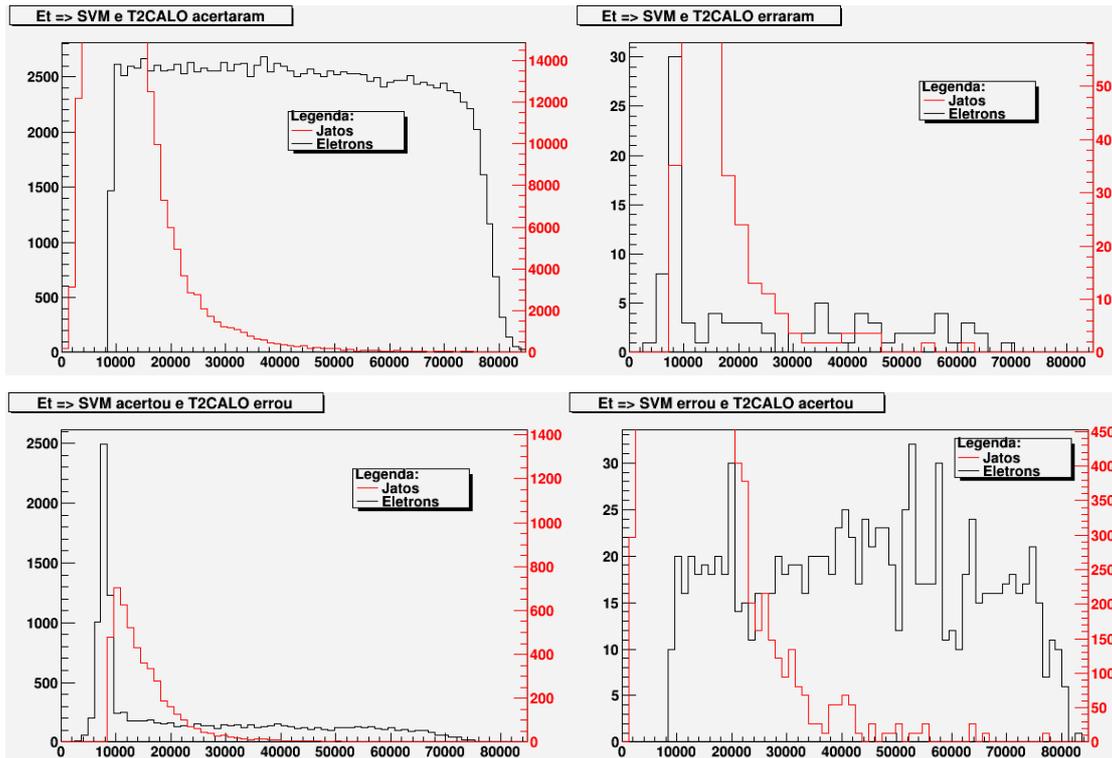


Figura 8.9 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

A Tabela 8.3 mostra os parâmetros do classificador SVM PCA a 99% Polinomial $p = 3$, sendo que $|w|$ se refere ao peso, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, C se refere ao parâmetro de regularização.

Tabela 8.3 – Parâmetros do classificador SVM Polinomial $p = 3$.

Parâmetro	Valores
$ w $	$2,23 \pm 0,49\%$
b	$-1,80 \pm 0,56\%$
nSV	$14816 \pm 0,35\%$
C	$0,0014 \pm 0,52\%$

8.2.2 Corte a 97%

Desta vez, foi considerado o corte de 97% e somente as componentes que contribuíram para este limiar foram mantidas. Como mostrado na Figura 8.10, foram mantidas 54 componentes nesta compactação, o que representa uma redução na dimensionalidade de 46%.

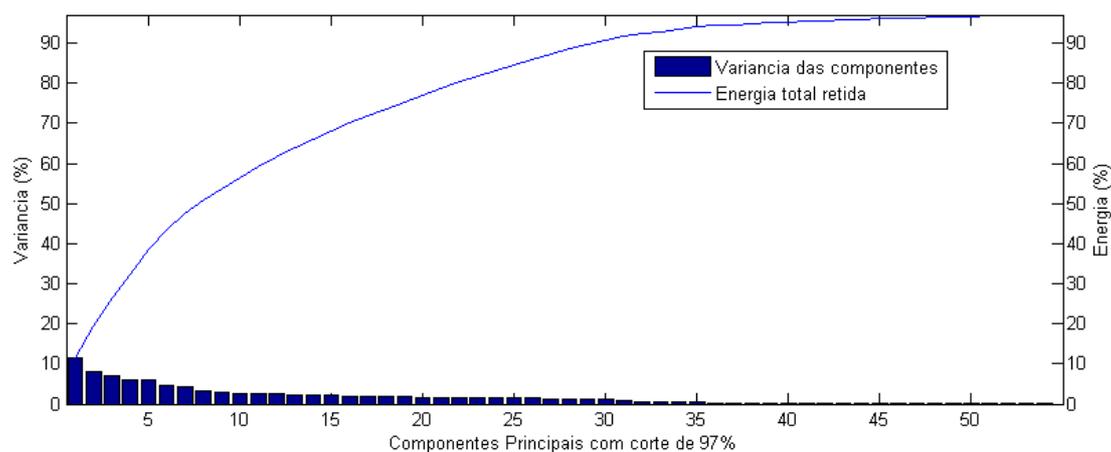


Figura 8.10 – Componentes retidas para o corte PCA de 97%.

A Tabela 8.4 mostra as componentes retidas em cada camada do calorímetro para o corte de 97%.

Tabela 8.4 – Número de anéis retidos em cada camada para o corte PCA de 97%.

Camada	PS	EM 1	EM 2	EM 3	HAD 1	HAD 2	HAD 3	Total
Nº Componentes originalmente	8	64	8	8	4	4	4	100
Nº Componentes Corte 97%	8	46	0	0	0	0	0	54

Novamente, foram realizados os treinamentos dos classificadores SVM com diferentes tipos de *kernel* envolvendo apenas as 54 componentes retidas e, depois, ocorreram as classificações. Os resultados estão mostrados na Tabela 8.5:

Tabela 8.5 – Resultados da classificação SVM com corte PCA de 97%

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MÁX.} (%)
Pol. p = 2	98,88 ± 0,12	96,22 ± 0,16	98,34 ± 0,23	2,89 ± 0,21	97,72 ± 0,18
Pol. p = 3	98,99 ± 0,34	96,43 ± 0,20	98,36 ± 0,35	2,70 ± 0,29	97,82 ± 0,32
Pol. p = 4	98,93 ± 0,27	96,46 ± 0,34	98,88 ± 0,25	2,05 ± 0,32	98,41 ± 0,38
Pol. p = 5	98,89 ± 0,16	96,51 ± 0,18	98,78 ± 0,39	2,18 ± 0,25	98,30 ± 0,28
RBF. $\gamma = 0,01$	98,86 ± 0,37	95,48 ± 0,24	98,90 ± 0,24	2,41 ± 0,37	98,24 ± 0,31
RBF. $\gamma = 0,1$	99,04 ± 0,19	96,21 ± 0,19	98,97 ± 0,28	2,11 ± 0,32	98,43 ± 0,26
RBF. $\gamma = 0,2$	99,06 ± 0,21	96,35 ± 0,31	99,13 ± 0,46	2,36 ± 0,38	98,39 ± 0,34
RBF. $\gamma = 0,3$	99,06 ± 0,15	96,44 ± 0,21	99,00 ± 0,30	2,43 ± 0,29	98,29 ± 0,19
RBF. $\gamma = 0,4$	99,06 ± 0,17	96,48 ± 0,41	98,78 ± 0,28	2,51 ± 0,36	98,13 ± 0,36
RBF. $\gamma = 0,5$	99,05 ± 0,39	96,50 ± 0,32	98,64 ± 0,19	2,76 ± 0,41	97,94 ± 0,42
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	90,19 ± 0,33	17,59 ± 0,47	63,84 ± 0,43	25,12 ± 0,40	69,25 ± 0,44
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,0$	0,01 ± 0,48	100,00 ± 0,40	33,18 ± 0,45	17,05 ± 0,51	55,19 ± 0,53
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	100,00 ± 0,43	0,00 ± 0,48	60,87 ± 0,41	23,42 ± 0,46	68,50 ± 0,55

Para o corte a 97%, o classificador com função *kernel* RBF e $\gamma = 0,1$ apresentou o SP máximo de 98,43% e o correspondente PD de 98,97%. O histograma com as distribuições das saídas do classificador está mostrado na Figura 8.11.

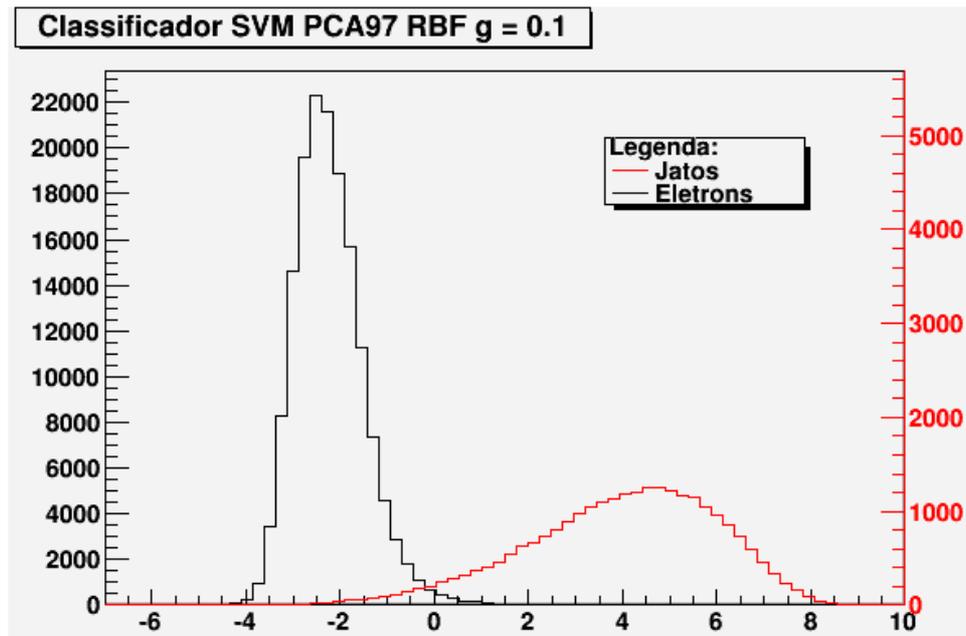


Figura 8.11 – Histograma com as saídas do classificador RBF $\gamma = 0,1$ e PCA a 97%.

As curvas ROC e SP estão mostradas na Figura 8.12, juntamente com os valores máximo de SP e os respectivos PD e PF.

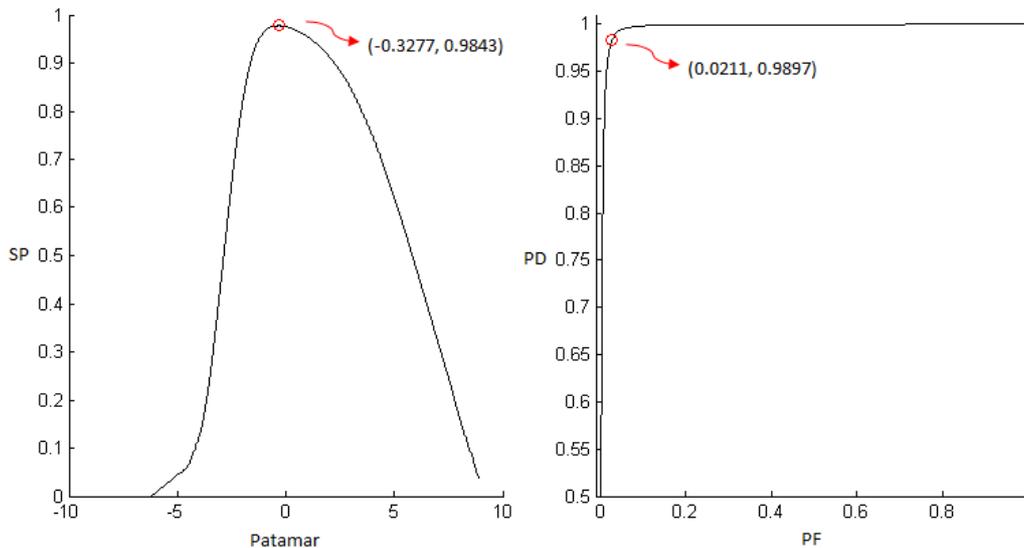


Figura 8.12 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) para o classificador RBF $\gamma = 0,1$ e PCA a 97%.

Como nos classificadores SVM, mostrados anteriormente, visamos realizar a comparação entre a saída do melhor classificador SVM com PCA a 97% e o T2CALO. A Figura 8.13 ilustra a comparação entre as saídas deles.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 91% e 88% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,9% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,06%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 3,5% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,3%.

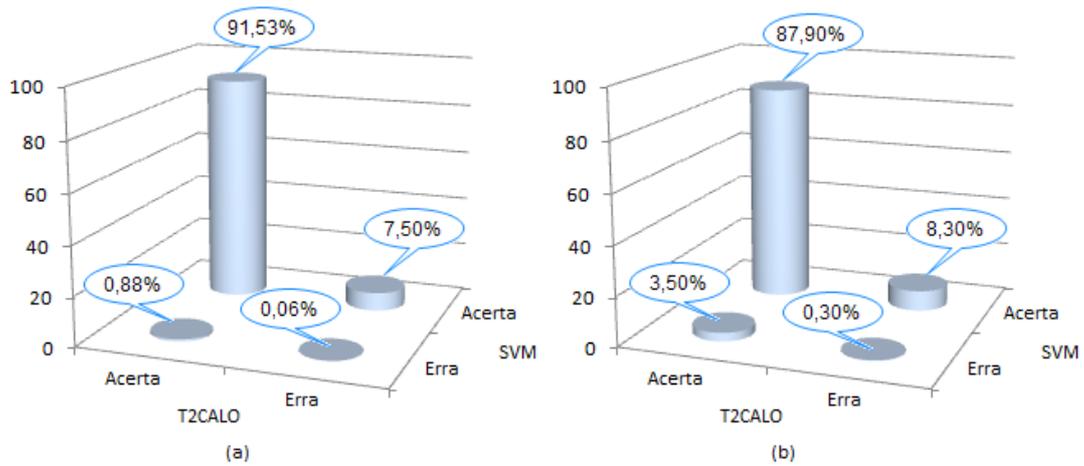


Figura 8.13 - Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM PCA 97% com kernel RBF $\gamma = 0,1$ para elétrons (a) e jatos (b).

Avaliando as saídas dos classificadores em função dos parâmetros do detector, através das Figuras 8.14 a 8.15, valores da coordenada η próximos à $\pm 2,5$ continuam indicando maior eficiência do classificador SVM. A coordenada ϕ não indica supremacia de nenhum dos classificadores. Entretanto, levando-se em conta ET, observa-se que o classificador SVM foi superior principalmente para menores valores deste parâmetro.

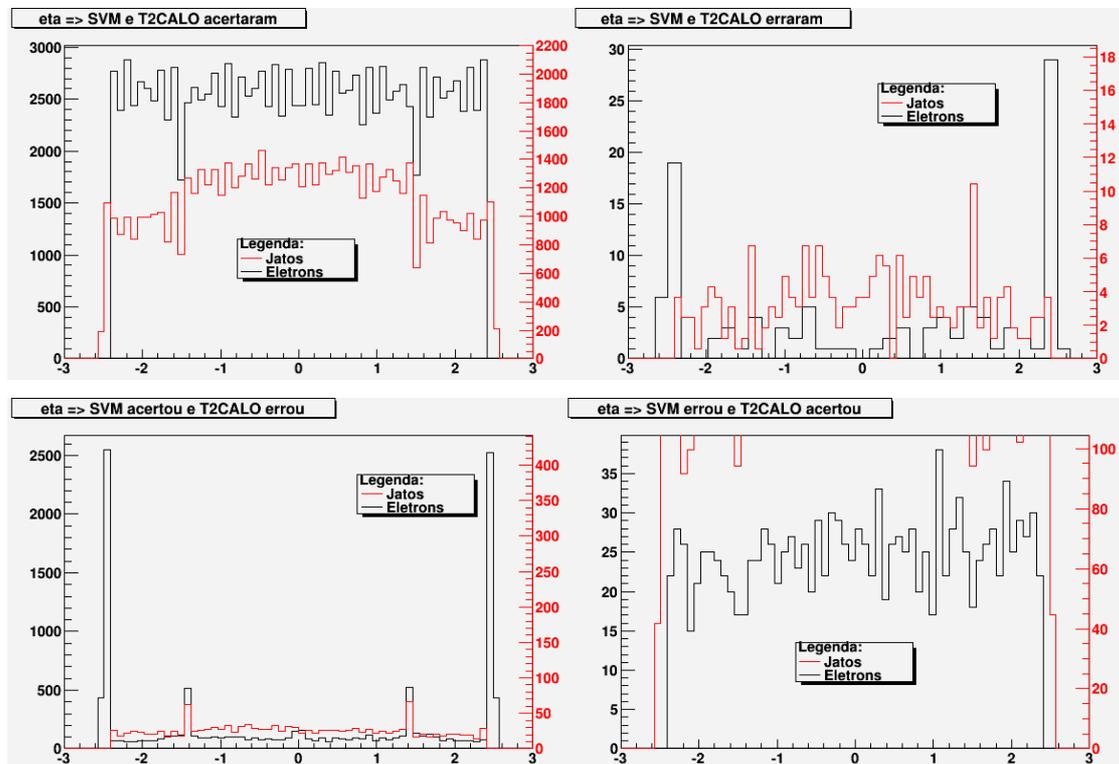


Figura 8.14 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

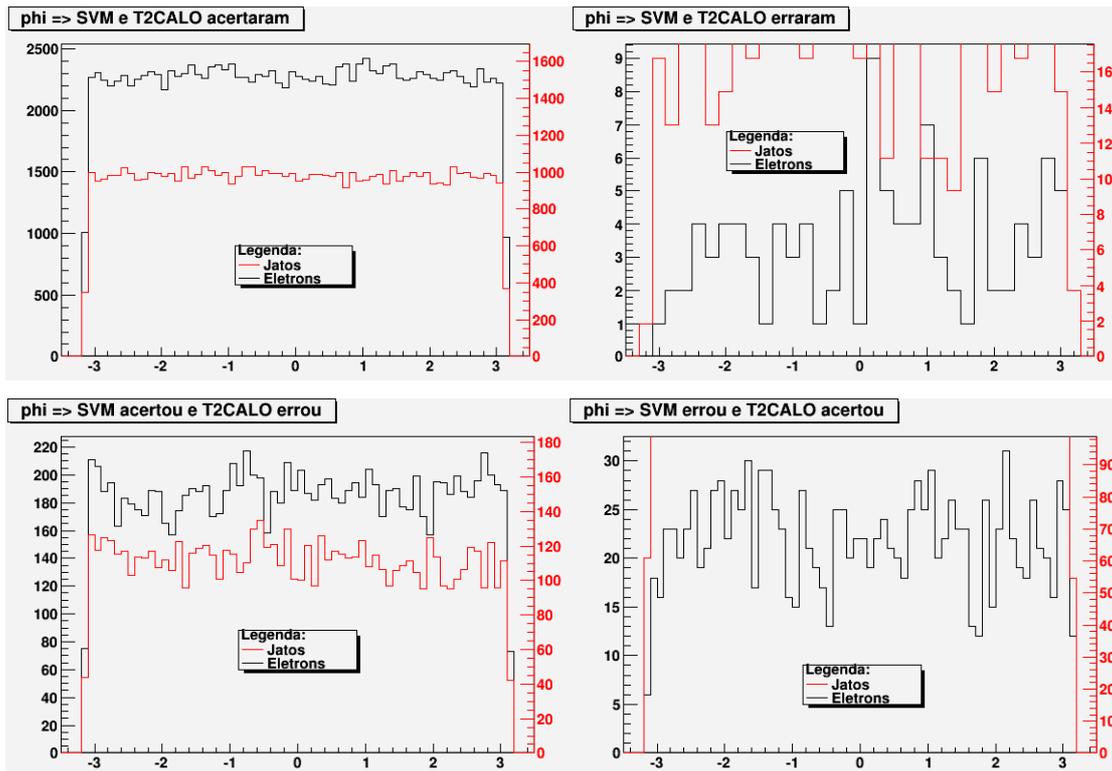


Figura 8.15 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

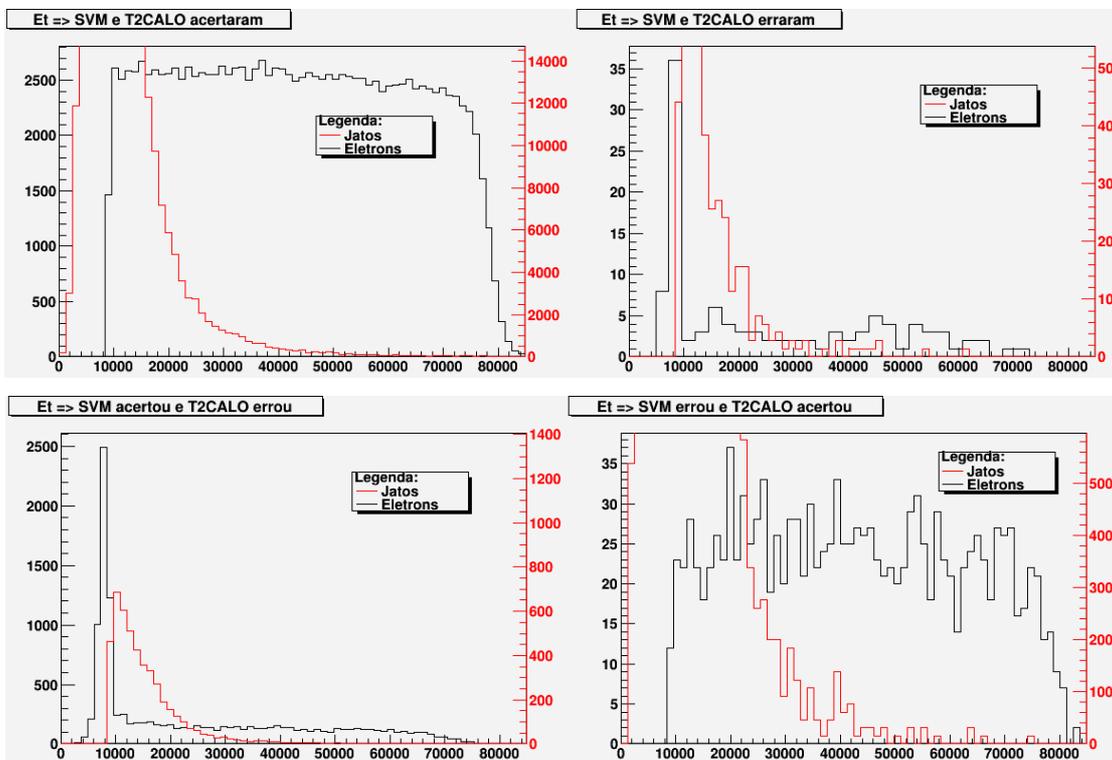


Figura 8.16 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

A Tabela 8.6 mostra os parâmetros do classificador SVM PCA a 97% RBF $\gamma = 0,1$ sendo que $|w|$ se refere ao peso, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, C se refere ao parâmetro de regularização

Tabela 8.6 – Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,1$.

Parâmetro	Valores
$ w $	$82,66 \pm 0,53\%$
b	$-2,97 \pm 0,38\%$
nSV	$18634 \pm 0,42\%$
C	$2,28 \pm 0,31\%$

8.2.3 Corte por *Average Root*

Diante dos resultados apresentados com os critérios de cortes mostrados anteriormente, verificou-se a possibilidade de se adotar um critério de corte menos conservador como o denominado *Average Root* [67], o qual estabelece que somente as componentes que têm autovalores maiores ou iguais a 70% do valor médio dos autovalores serão mantidas.

$$\lambda_i = 0,7 \times \bar{\lambda}$$

Com esta abordagem, o corte foi de 92,33% e 31 componentes foram retidas, representando uma compactação de 69%. A Figura 8.17 mostra o gráfico com as componentes retidas e a energia acumulada enquanto a Tabela 8.7 mostra as componentes retidas por camada.

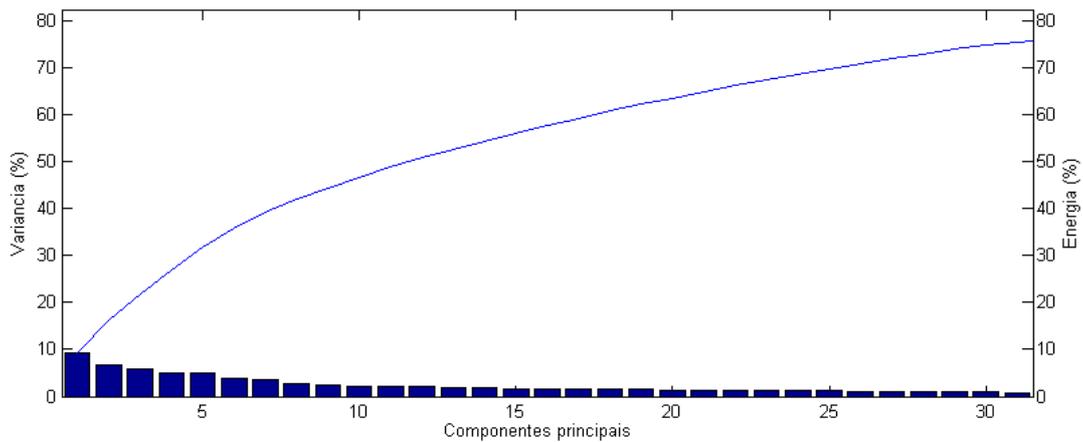


Figura 8.17 – Componentes retidas pela compactação PCA com corte *Average Root*.

Tabela 8.7 – Componentes retidas por camada para o corte PCA *Average Root*.

Camada	PS	EM 1	EM 2	EM 3	HAD 1	HAD 2	HAD 3	Total
Nº Componentes originalmente	8	64	8	8	4	4	4	100
Nº Componentes corte Average Root	8	23	0	0	0	0	0	31

Foram realizados os treinamentos dos classificadores SVM com diferentes tipos de *kernel* envolvendo apenas as 31 componentes retidas e, posteriormente, realizadas as classificações. Os resultados estão mostrados na Tabela 8.6:

Para o corte *Average Root*, o classificador com função *kernel* RBF e $\gamma = 0,5$ apresentou o SP máximo de 97,84% e o correspondente PD de 98,55%. O histograma com as distribuições das saídas do classificador está mostrado na Figura 8.18.

Tabela 8.8 - Resultados da classificação SVM com corte PCA por *Average Root*.

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MAX.} (%)
Pol. p = 2	98,83 ± 0,39	96,32 ± 0,22	98,12 ± 0,54	2,80 ± 0,18	97,66 ± 0,50
Pol. p = 3	98,90 ± 0,25	96,50 ± 0,24	98,36 ± 0,45	2,81 ± 0,20	97,77 ± 0,29
Pol. p = 4	98,83 ± 0,22	96,56 ± 0,14	98,36 ± 0,30	2,83 ± 0,25	97,77 ± 0,20
Pol. p = 5	98,77 ± 0,31	96,60 ± 0,31	98,38 ± 0,35	2,90 ± 0,37	97,73 ± 0,35
RBF. $\gamma = 0,01$	98,75 ± 0,30	95,52 ± 0,29	98,01 ± 0,60	3,51 ± 0,28	97,25 ± 0,33
RBF. $\gamma = 0,1$	98,94 ± 0,36	96,20 ± 0,49	98,36 ± 0,49	2,99 ± 0,46	97,68 ± 0,37
RBF. $\gamma = 0,2$	98,97 ± 0,43	96,35 ± 0,30	98,29 ± 0,73	2,76 ± 0,27	97,77 ± 0,26
RBF. $\gamma = 0,3$	98,98 ± 0,26	96,43 ± 0,27	98,52 ± 0,19	2,92 ± 0,25	97,80 ± 0,42
RBF. $\gamma = 0,4$	99,33 ± 0,34	95,45 ± 0,33	98,61 ± 0,41	3,04 ± 0,48	97,79 ± 0,22
RBF. $\gamma = 0,5$	98,97 ± 0,31	96,50 ± 0,39	98,55 ± 0,38	2,87 ± 0,27	97,84 ± 0,34
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	100,00 ± 0,71	0,00 ± 0,63	35,94 ± 0,39	9,91 ± 0,51	59,88 ± 0,52
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1$	70,67 ± 0,47	22,31 ± 0,47	32,30 ± 0,46	17,21 ± 0,38	54,55 ± 0,45
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	0,15 ± 0,48	99,99 ± 0,31	51,19 ± 0,37	22,54 ± 0,36	63,64 ± 0,38

As curvas ROC e SP deste classificador estão mostradas na Figura 8.19, juntamente com os valores máximo de SP e os respectivos PD e PF.

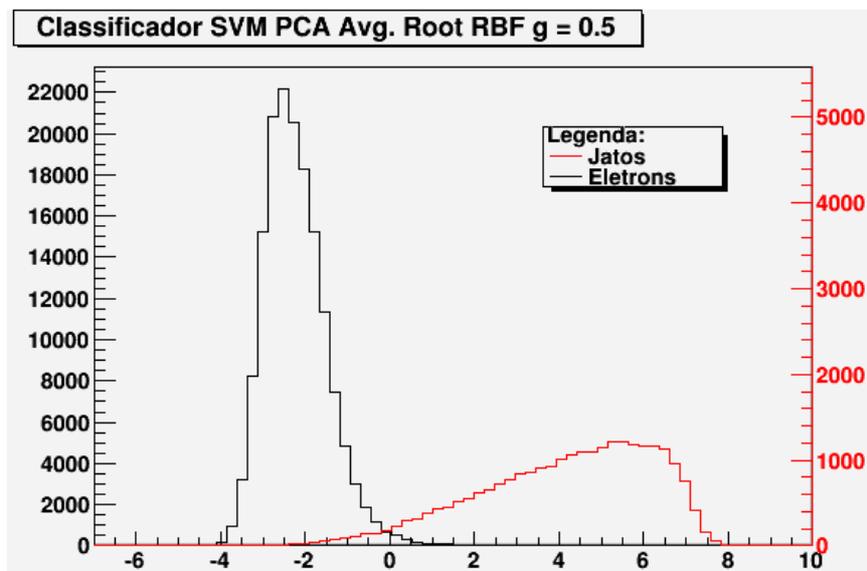


Figura 8.18 - Histograma com as saídas do classificador RBF $\gamma = 0,5$ e o corte PCA por *Average Root*.

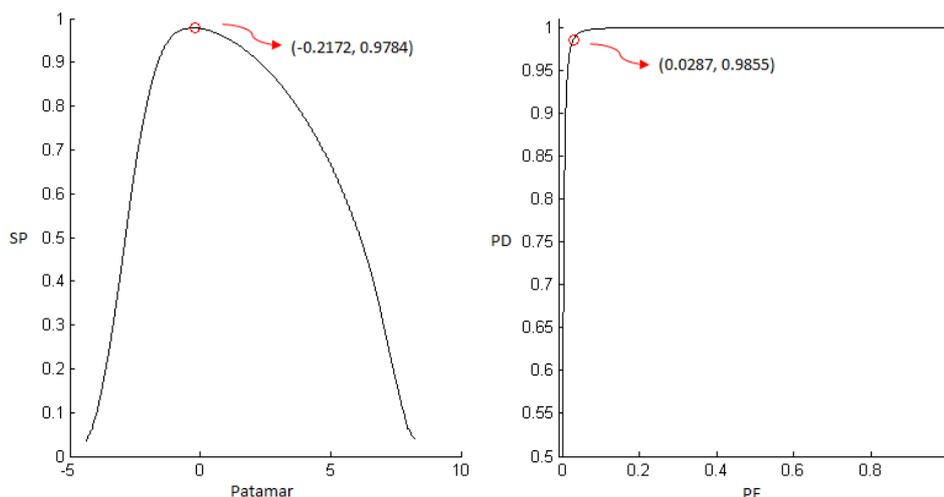


Figura 8.19 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF $\gamma = 0,5$ e corte PCA por *Average Root*.

A Figura 8.20 ilustra os resultados do comparativo entre a saída do T2CALO e o classificador SVM PCA a *Average Root* com kernel RBF $\gamma = 0,5$.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 91% e 88% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7,5% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,95% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,07%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8,3% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 3,25% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,26%.

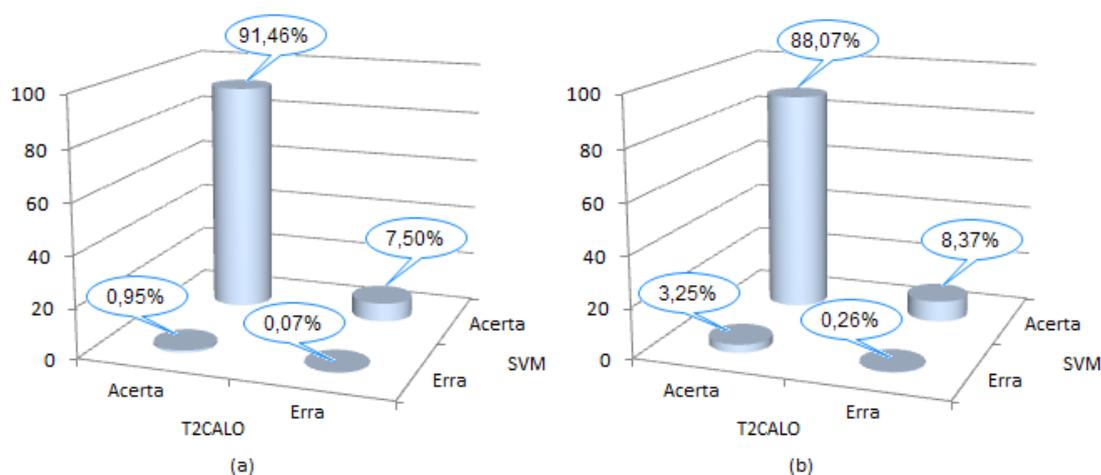


Figura 8.20 - Comparação entre as saídas do T2CALO e SVM PCA a *Average Root* com kernel RBF $\gamma = 0,5$ para elétrons (a) e jatos (b).

Dando sequência às análises das saídas dos classificadores em função dos parâmetros do detector, através das Figuras 8.21 a 8.23, valores da coordenada η próximos à $\pm 2,5$ continuam indicando maior eficiência do classificador SVM. A coordenada ϕ não indica supremacia de nenhum dos classificadores. Entretanto, apesar da redução mais drástica na dimensionalidade devido ao corte por *Average Root*, levando-se em conta ET, observa-se que o classificador SVM foi superior principalmente para menores valores deste parâmetro.

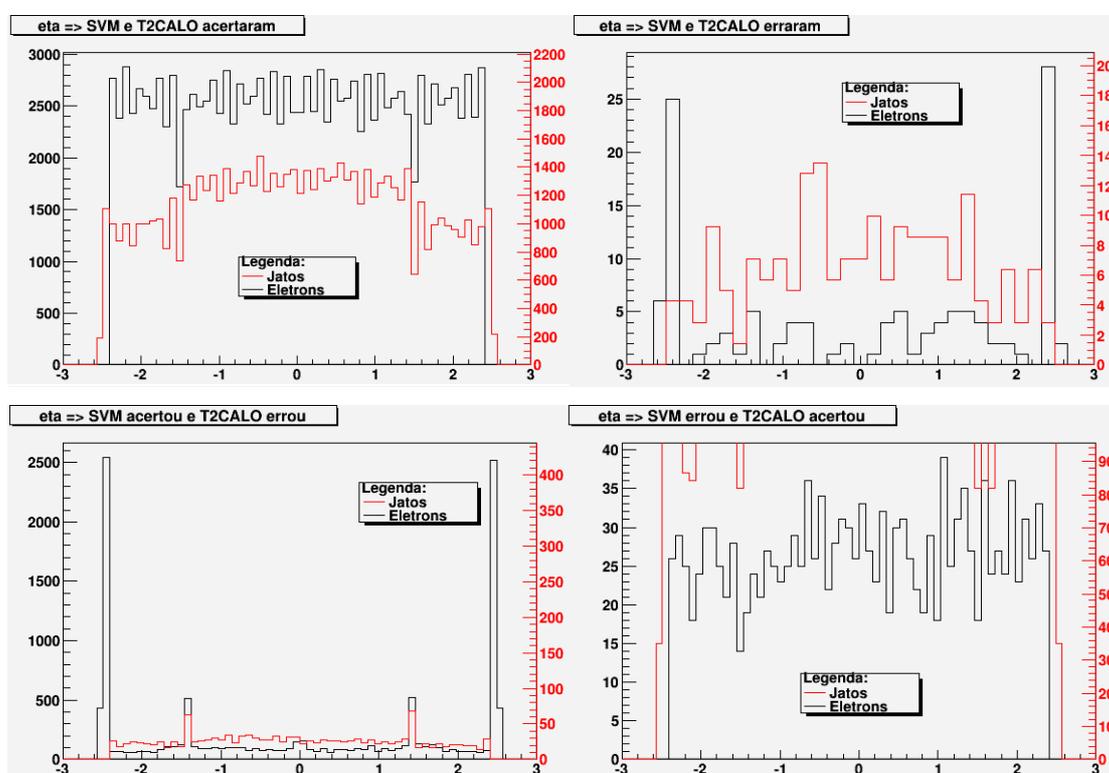


Figura 8.21 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

A Tabela 8.9 mostra os parâmetros do classificador SVM PCA a *Average Root* RBF $\gamma = 0,5$ sendo que $|w|$ se refere ao peso, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, C se refere ao parâmetro de regularização.

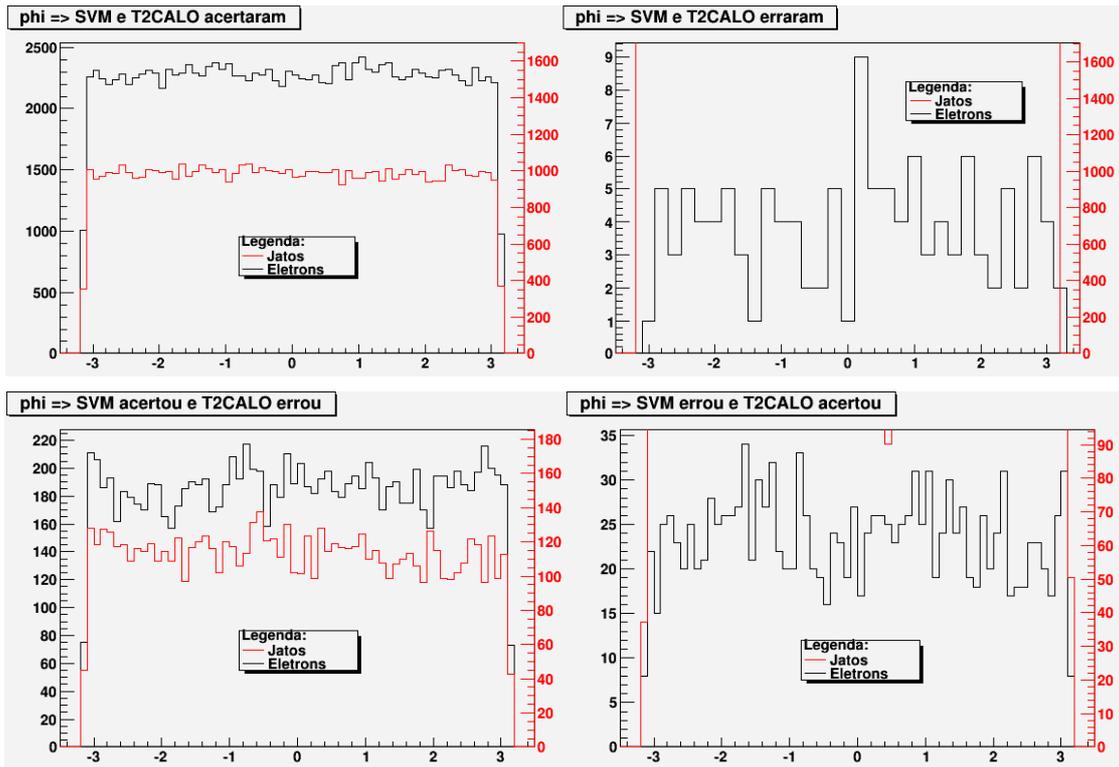


Figura 8.22 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

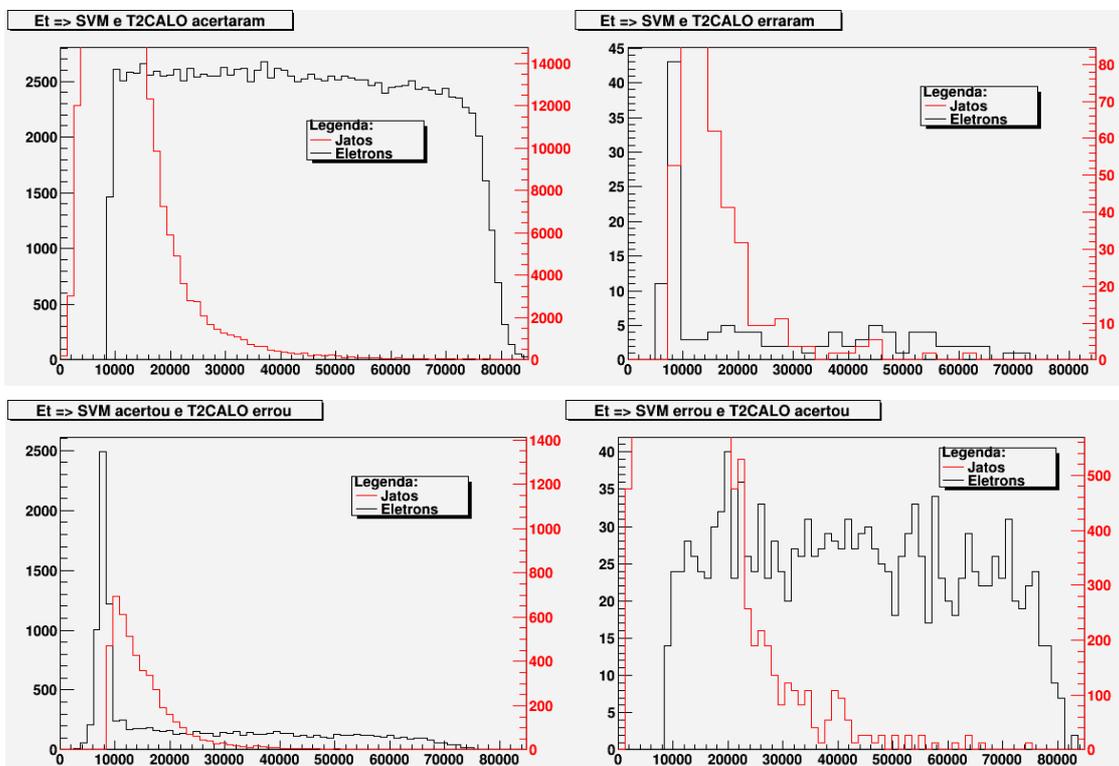


Figura 8.23 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e SVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o SVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o SVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

Tabela 8.9 – Parâmetros do classificador SVM RBF $\gamma = 0,5$.

Parâmetro	Valores
 w 	54,90 \pm 0,31%
b	-0,4689 \pm 0,19%
nSV	18460 \pm 0,12%
C	0,7978 \pm 0,48%

Capítulo 9

Aplicação da Máquina de Vetores de Núcleo

Outra abordagem utilizada na classificação das partículas foi a técnica Máquina de Vetores de Núcleo (CVM – *Core Vector Machines*) que, ao invés de encontrar o hiperplano de separação ótimo, utiliza um algoritmo para encontrar a esfera de raio mínimo que engloba os dados das classes, no problema de computação denominado MEB (*Minimum Enclosing Ball*). [68] – [76]

9.1 Conceitos de Máquina de Vetores de Núcleo

Considerando o conjunto de dados $S = x_1, \dots, x_m$, no qual cada $x_i \in R^d$, a $MEB(S)$ é a esfera com menor raio que engloba todos os dados de S .

Seja $B(c, R)$ a esfera com centro em c e raio R . Dado um determinado valor $\varepsilon > 0$, a esfera $B(c, (1 + \varepsilon)R)$ é uma aproximação de $MEB(S)$ se $S \subset B(c, (1 + \varepsilon)R)$.

Considerando um subconjunto Q contido em S , $Q \subseteq S$ é chamado de núcleo de S se a expansão do seu MEB por um fator de $(1 + \varepsilon)$ contém S , ou seja, $S \subset B(c, (1 + \varepsilon)r)$, no qual $B(c, r) = MEB$, como ilustra a Figura 9.1. [68] – [76]

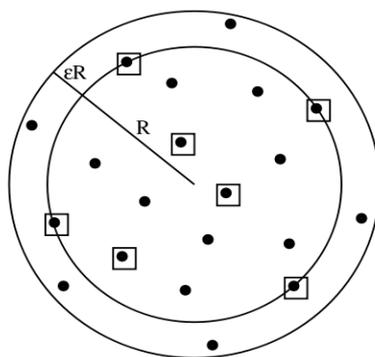


Figura 9.1 – O círculo mais interno é o MEB e a expansão $(1 + \varepsilon)$ (círculo mais externo) engloba todos os pontos. [68]

A expansão na aproximação $(1 + \varepsilon)$ é feita de forma iterativa, de modo que $B(c, r_i)$ representa o incremento no raio r_i na i -ésima interação, incluindo o ponto mais próximo do $B(c_t, (1 + \varepsilon)r_t)$. Este procedimento é repetido até que todos os pontos de S no interior do MEB. [68] – [76]

Seja um *kernel* k com a respectiva função de mapeamento φ , que realiza a transformação do conjunto de dados originais para o espaço característico, no qual é realizada a operação de se encontrar o MEB com $B(c, R)$. A forma primal do problema pode ser dada por: [68] – [76]

$$R^2 : \|c - \varphi(X_i)\|^2 \leq R^2 \quad (1)$$

E a forma dual pode ser dada por:

$$\max_{\alpha_i} \sum_{i=1}^m \alpha_i k(X_i, X_i) - \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j k(X_i, X_j) \quad (2)$$

Sujeito a: $\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, m$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1$$

Sendo que $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]$ são os multiplicadores de Lagrange e $k(X, X)$ é a função *kernel*, de modo semelhante ao que foi visto para as Máquinas de Vetores Suporte. [68] – [76]

As variáveis da forma primal podem ser recuperadas a partir do valor ótimo de α

$$c = \sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi(X_i), \quad R = \sqrt{\alpha' \text{diag}(k) - \alpha' k \alpha} \quad (3)$$

9.2 Resultados da aplicação de Máquina de Vetores de Núcleo

Foram utilizadas as mesmas funções *kernel* daquelas aplicadas às Máquinas de Vetores Suporte, com os mesmo valores dos parâmetros, de modo que permita comparar qual a melhor abordagem. Foram utilizados os mesmos conjuntos de dados de treinamento, validação e testes. A Tabela 9.1 sumariza os resultados de todos os classificadores considerados nesta seção.

Tabela 9.1 – Resultados da classificação para CVM.

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MÁX.} (%)
Pol. p = 2	98,98 ± 0,42	97,53 ± 0,38	98,85 ± 0,21	2,26 ± 0,34	98,30 ± 0,13
Pol. p = 3	97,91 ± 0,35	96,91 ± 0,17	98,28 ± 0,19	3,40 ± 0,12	97,44 ± 0,16
Pol. p = 4	98,20 ± 0,15	97,04 ± 0,34	98,29 ± 0,34	3,02 ± 0,23	97,64 ± 0,42
Pol. p = 5	98,32 ± 0,49	97,08 ± 0,21	98,14 ± 0,13	2,73 ± 0,41	97,71 ± 0,30
RBF. $\gamma = 0,01$	99,90 ± 0,35	93,93 ± 0,39	99,09 ± 0,29	2,14 ± 0,17	98,47 ± 0,41
RBF. $\gamma = 0,1$	98,58 ± 0,33	97,67 ± 0,10	98,75 ± 0,38	2,45 ± 0,43	98,15 ± 0,17
RBF. $\gamma = 0,2$	99,02 ± 0,14	97,28 ± 0,36	98,87 ± 0,21	2,54 ± 0,29	98,16 ± 0,45
RBF. $\gamma = 0,3$	99,32 ± 0,38	96,62 ± 0,29	98,83 ± 0,20	2,42 ± 0,31	98,20 ± 0,18
RBF. $\gamma = 0,4$	99,43 ± 0,24	95,12 ± 0,18	98,85 ± 0,12	2,56 ± 0,26	98,15 ± 0,23
RBF. $\gamma = 0,5$	99,53 ± 0,35	92,63 ± 0,28	98,63 ± 0,19	2,58 ± 0,47	98,02 ± 0,37
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	9,42 ± 0,20	67,70 ± 0,39	83,54 ± 0,37	66,20 ± 0,25	55,83 ± 0,19
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1$	19,70 ± 0,27	58,66 ± 0,12	83,40 ± 0,13	66,49 ± 0,28	55,59 ± 0,16
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	4,24 ± 0,16	76,99 ± 0,42	83,52 ± 0,22	66,00 ± 0,19	55,96 ± 0,28

O classificador que apresentou o melhor resultado tem kernel RBF e $\gamma = 0,01$, com PD de 99,09% e PF de 2,14% para o SP máximo de 98,47%.

A Figura 9.2 mostra o histograma com as distribuições da saída deste classificador, enquanto a Figura 9.3 mostra as curvas ROC e SP.

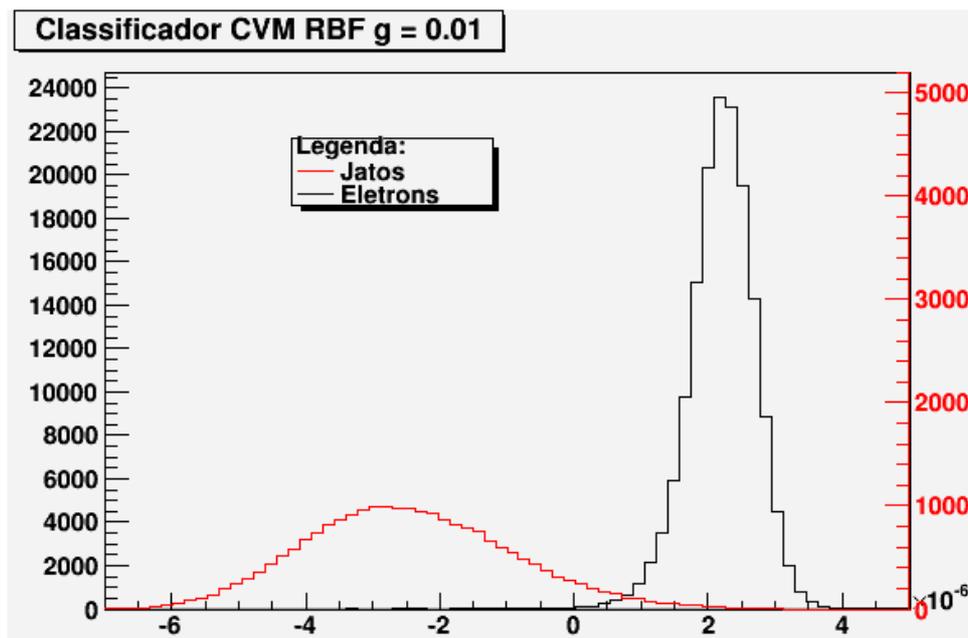


Figura 9.2 – Histograma das distribuições da saída do classificador RBF com $\gamma = 0,01$.

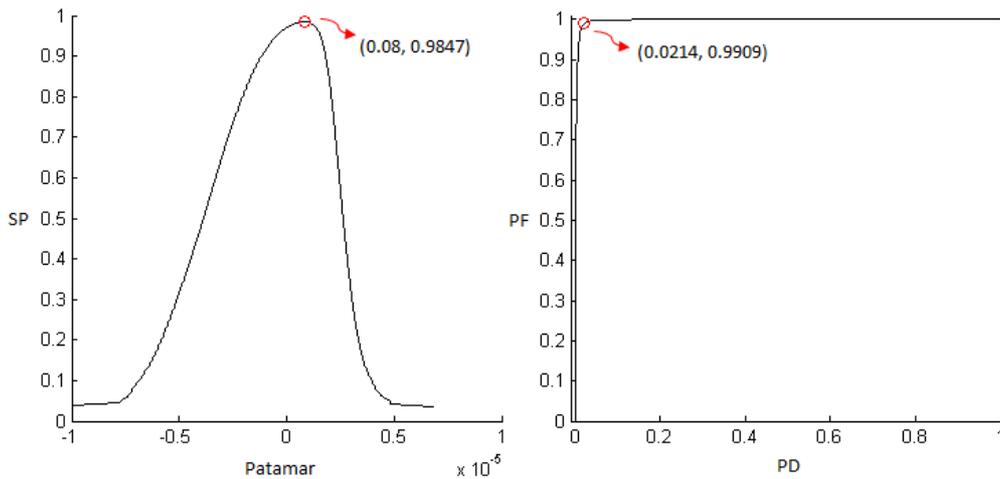


Figura 9.3 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF com $\gamma = 0,01$.

Com os classificadores CVM, serão realizados os mesmos procedimentos de comparação em relação ao T2CALO. A Figura 9.4 ilustra os resultados do comparativo entre a saída do T2CALO e o classificador CVM com kernel RBF $\gamma = 0,01$.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 92,33% e 85,72% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7,57% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,08% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,01%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8,16% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 5,60% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,47%.

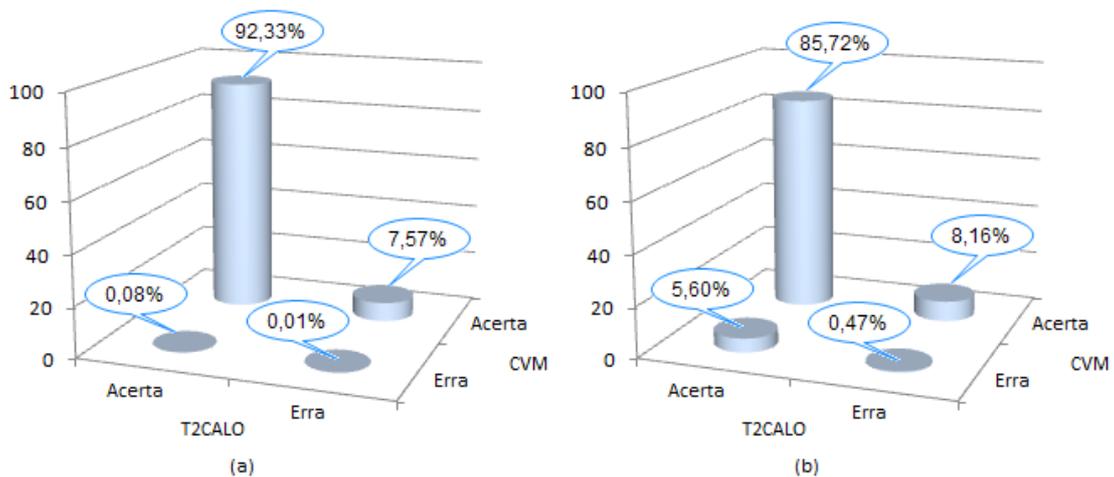


Figura 9.4 - Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM com kernel RBF $\gamma = 0,01$ para elétrons (a) e jatos (b).

As comparações entre as saídas do classificador CVM e o T2CALO estão ilustradas nas Figuras 9.5 a 9.7. Como aconteceu com os classificadores SVM, o CVM também se mostrou mais eficiente para valores da coordenada η próximos à $\pm 2,5$. As saídas em função de ϕ não mostraram vantagem de um em relação ao outro e para valores menores de E_T , o CVM também se mostrou superior ao T2CALO.

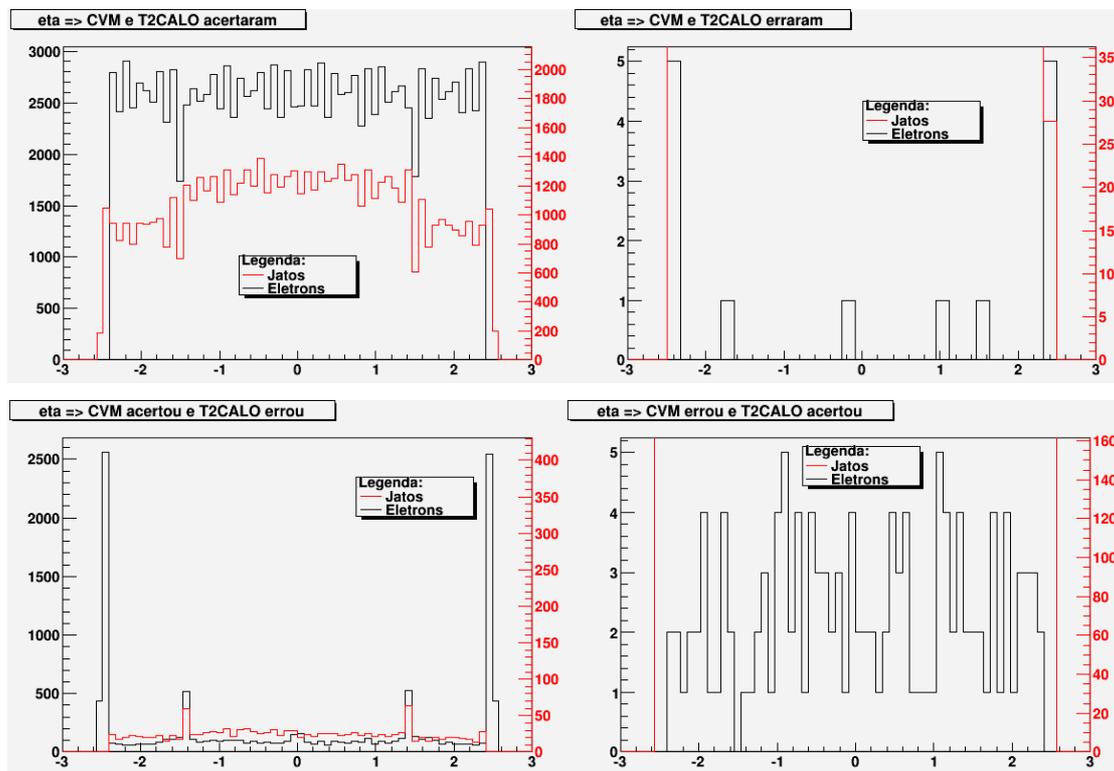


Figura 9.5 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

A Tabela 9.2 mostra os parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0,01$ sendo que M se refere à margem, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, ϵ está relacionada à expansão da aproximação.

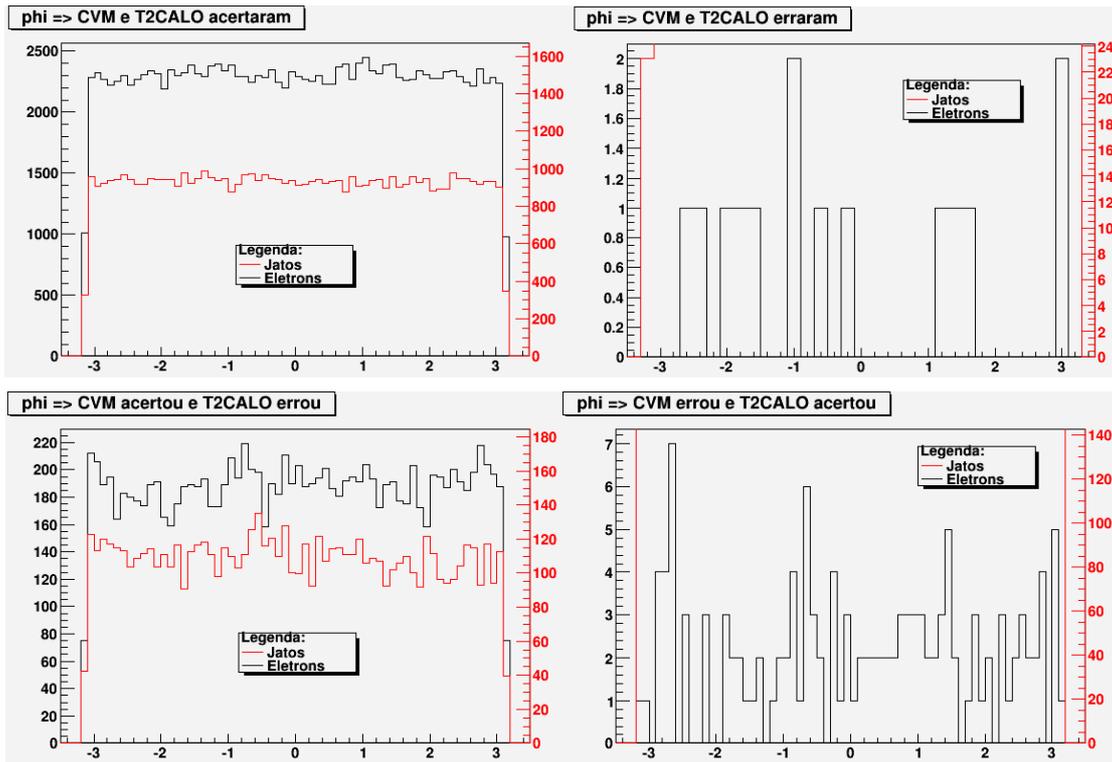


Figura 9.6 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

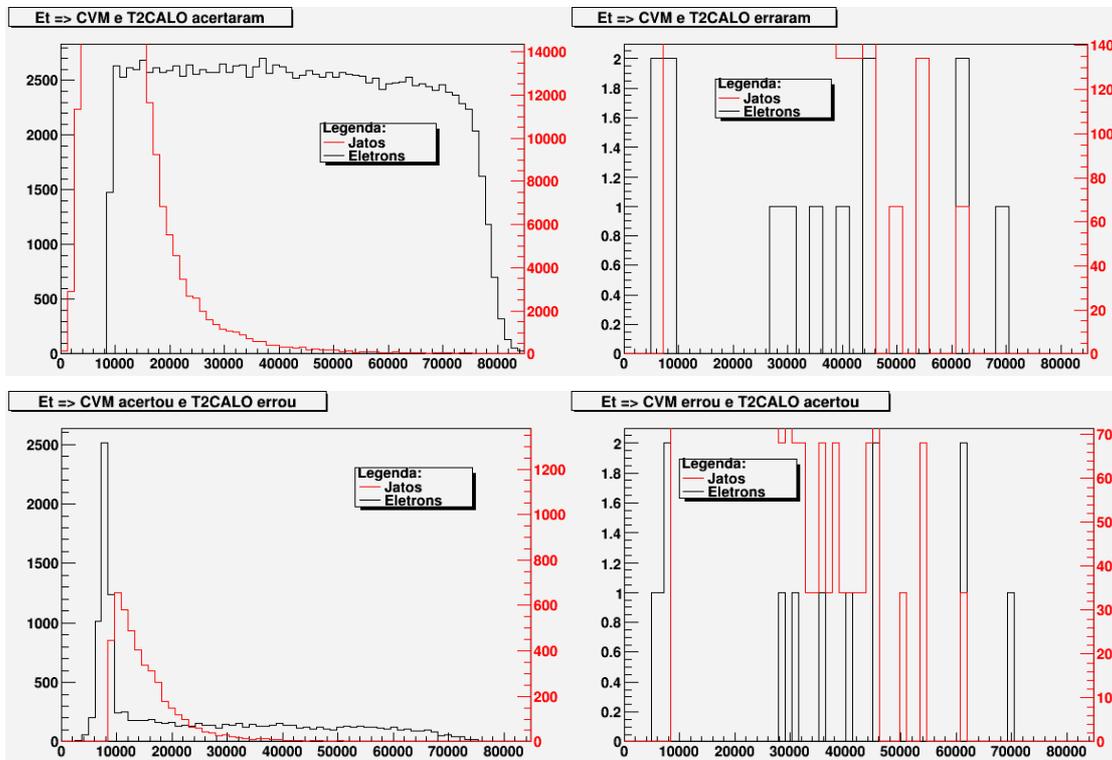


Figura 9.7 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

Tabela 9.2 – Parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0,01$.

Parâmetro	Valores
M	0.000001± 0,27%
b	0,000011± 0,48%
nSV	18804 ± 0,39%
ϵ	8.29187403e-007 ± 0,42%

9.2.1 Aplicação de PCA com corte de 99%

Utilizando o corte de 99%, houve a retenção de 80 componentes, como mostrado anteriormente. Considerando as componentes retidas, foram realizados os treinamentos e, posteriormente, as classificações com os diferentes tipos de *kernel* considerados neste trabalho e os resultados estão mostrados na Tabela 9.3.

Novamente o classificador CVM com *kernel* RBF $\gamma = 0,01$ apresentou melhor resultado, com PD e PF iguais a 98,91% e 2,31%, respectivamente. Houve uma diminuição da eficiência de detecção de elétrons de menos de 0,5% para o corte em PCA de 99%.

A Figura 9.10 ilustra os resultados do comparativo entre a saída do T2CALO e o classificador CVM com *kernel* RBF $\gamma = 0,01$.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 92,34% e 84,01% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7,57% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,07% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,01%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8,00% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 7,30% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,63%.

Tabela 9.2 – Resultados da classificação CVM com PCA a 99%

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MÁX.} (%)
Pol. p = 2	98,83 ± 0,48	97,34 ± 0,38	98,66 ± 0,44	2,44 ± 0,47	98,11 ± 0,28
Pol. p = 3	97,86 ± 0,41	96,63 ± 0,26	97,97 ± 0,23	3,44 ± 0,25	97,26 ± 0,35
Pol. p = 4	97,58 ± 0,15	96,74 ± 0,46	97,83 ± 0,39	3,48 ± 0,32	97,17 ± 0,38
Pol. p = 5	97,69 ± 0,67	96,80 ± 0,57	97,80 ± 0,28	3,28 ± 0,26	97,26 ± 0,36
RBF. $\gamma = 0,01$	99,91 ± 0,25	92,06 ± 0,28	98,91 ± 0,25	2,31 ± 0,28	98,30 ± 0,24
RBF. $\gamma = 0,1$	98,99 ± 0,22	96,96 ± 0,14	98,71 ± 0,16	2,70 ± 0,47	98,00 ± 0,31
RBF. $\gamma = 0,2$	98,43 ± 0,44	97,36 ± 0,47	98,59 ± 0,44	2,78 ± 0,36	97,90 ± 0,42
RBF. $\gamma = 0,3$	98,71 ± 0,16	97,07 ± 0,31	98,67 ± 0,47	2,87 ± 0,33	97,90 ± 0,36
RBF. $\gamma = 0,4$	98,91 ± 0,61	96,98 ± 0,23	98,74 ± 0,27	2,82 ± 0,37	97,96 ± 0,21
RBF. $\gamma = 0,5$	99,07 ± 0,36	96,81 ± 0,30	98,91 ± 0,30	2,94 ± 0,41	97,98 ± 0,29
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	96,50 ± 0,47	53,99 ± 0,48	90,35 ± 0,57	33,97 ± 0,52	77,70 ± 0,49
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1$	95,19 ± 0,55	54,85 ± 0,59	89,95 ± 0,48	36,56 ± 0,33	76,11 ± 0,48
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	97,82 ± 0,34	48,51 ± 0,39	91,29 ± 0,32	32,89 ± 0,28	78,73 ± 0,31

O histograma das distribuições de saída deste classificador está mostrado na Figura 9.8 e as curvas ROC e SP estão mostradas na Figura 9.9.

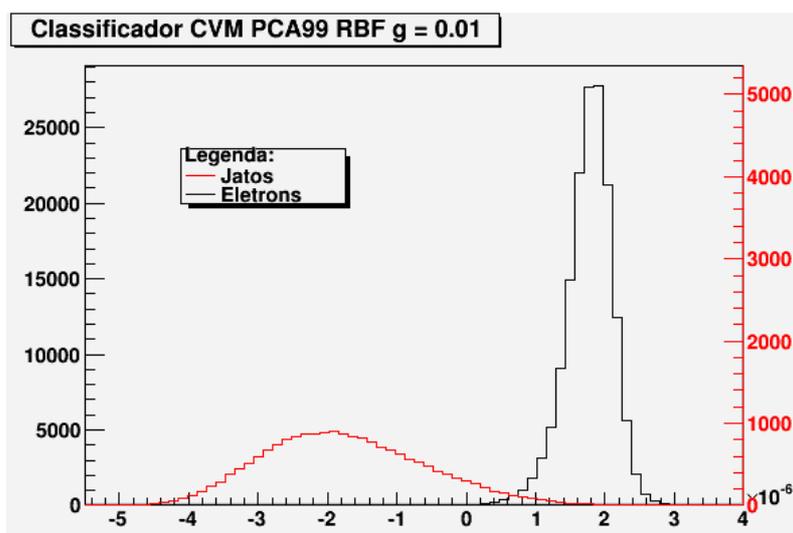


Figura 9.8 – Histograma das distribuições de saída do classificador RBF e $\gamma = 0,01$.

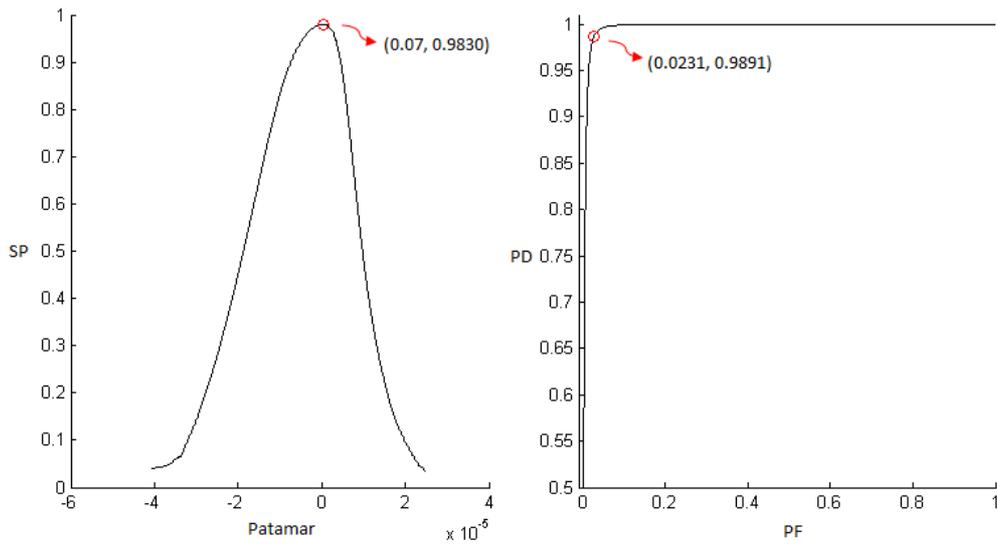


Figura 9.9 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF e $\gamma = 0,01$.

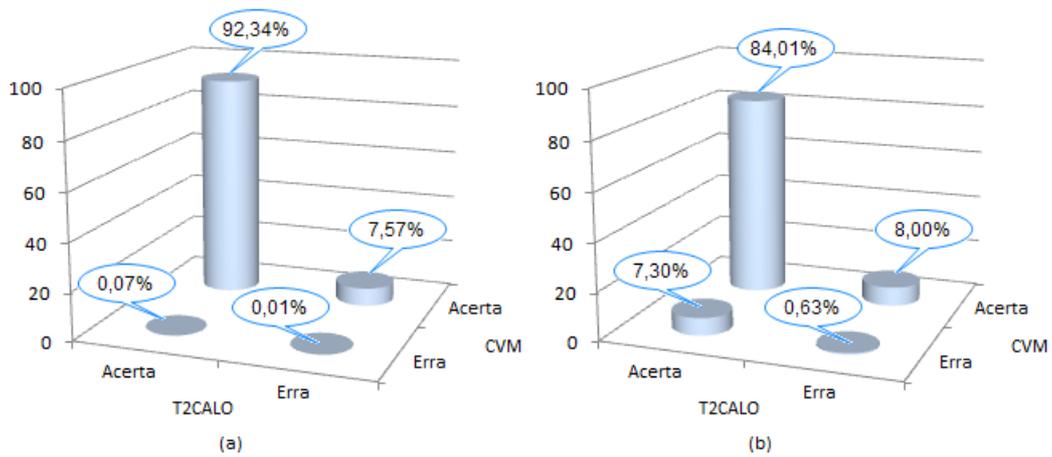


Figura 9.10 - Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM com kernel RBF $\gamma = 0,01$ para elétrons (a) e jatos (b).

As comparações entre as saídas do classificador CVM e o T2CALO estão ilustradas nas Figuras 9.11 a 9.13. Mais uma vez o CVM também se mostrou mais eficiente para valores da coordenada η próximos à $\pm 2,5$. As saídas em função de ϕ não mostraram vantagem de um em relação ao outro e para valores menores de E_T , o CVM também se mostrou superior ao T2CALO.

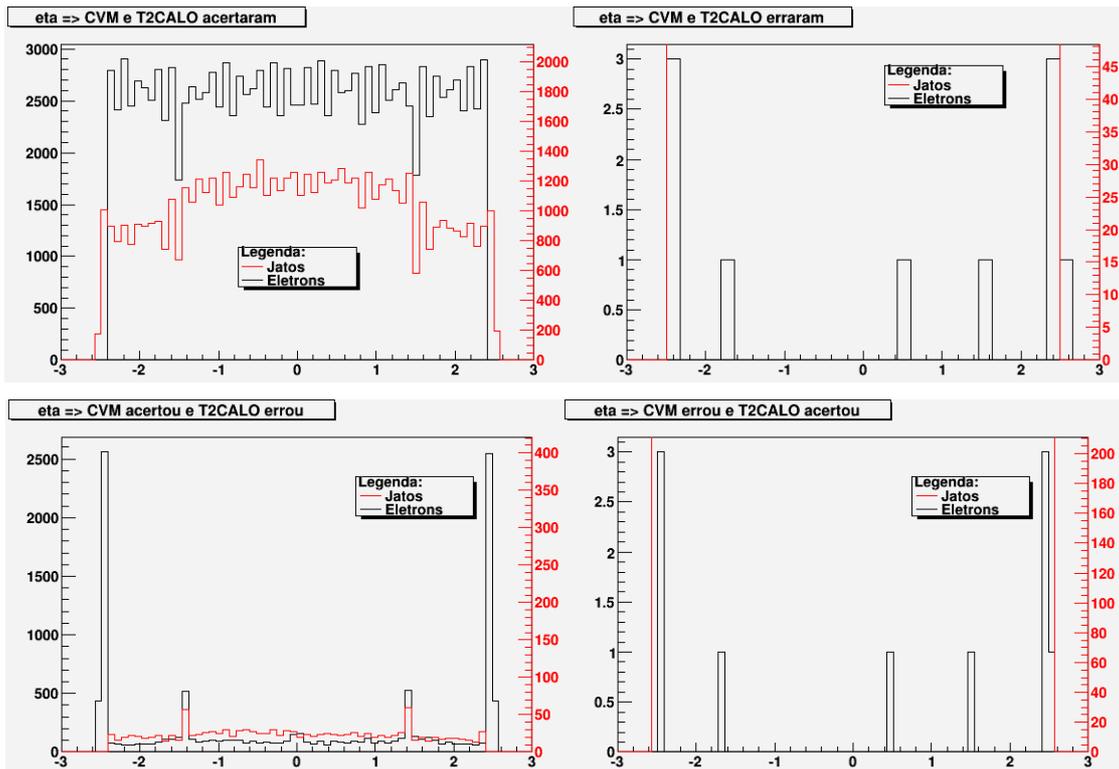


Figura 9.11 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

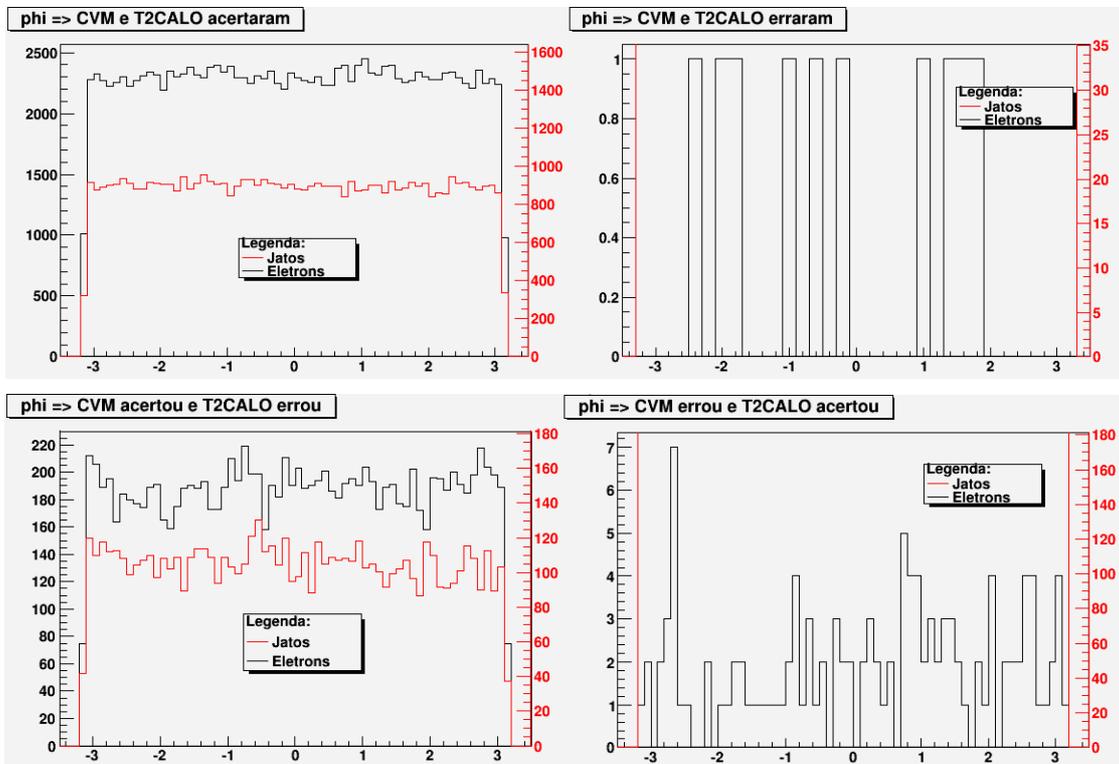


Figura 9.12 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

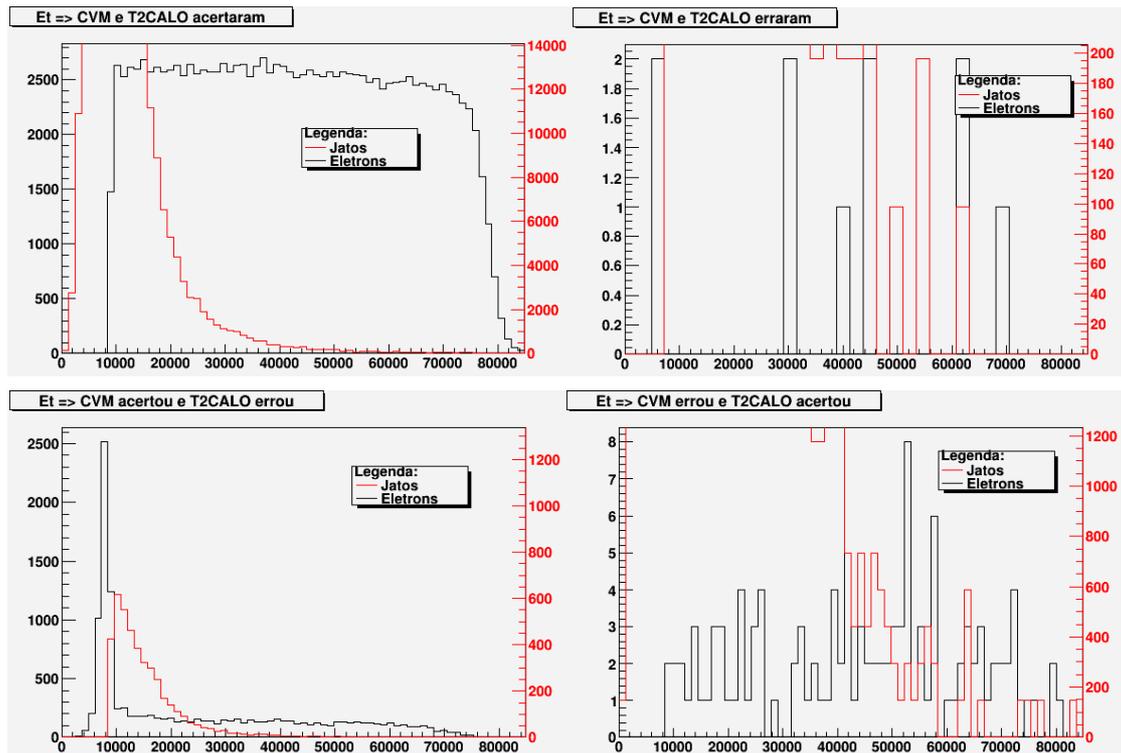


Figura 9.13 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

A Tabela 9.3 mostra os parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0,01$ sendo que M se refere à margem, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, ϵ está relacionada à expansão da aproximação.

Tabela 9.3 – Parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0,01$.

Parâmetro	Valores
M	$0.000001 \pm 0,35\%$
b	$0,000011 \pm 0,29\%$
nSV	$20093 \pm 0,42\%$
ϵ	$8.29187403e-007 \pm 0,31\%$

9.2.2 Aplicação de PCA com corte de 97%

As componentes retidas para o corte de energia de 97% foram também utilizadas com os classificadores CVM. Os dados das 54 componentes preservadas foram utilizados primeiramente no treinamento e, posteriormente, na classificação. Os resultados estão mostrados na Tabela 9.4.

O classificador que apresentou o melhor resultado tem *kernel* RBF $\gamma = 0,1$, com PD igual a 98,31% e PF igual a 2,94% para o máximo valor de SP equivalente a 97,68. A Figura 9.14 mostra o histograma das saídas do classificador *kernel* RBF $\gamma = 0,1$ e a Figura 9.15 mostra as curvas ROC e SP.

Tabela 9.4 Resultados da classificação CVM com PCA a 97%

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MÁX.} (%)
Pol. p = 2	98,54 ± 0,33	96,60 ± 0,29	98,15 ± 0,41	2,88 ± 0,15	97,64 ± 0,14
Pol. p = 3	93,28 ± 0,25	90,18 ± 0,16	97,64 ± 0,23	3,84 ± 0,39	96,08 ± 0,34
Pol. p = 4	91,86 ± 0,22	94,68 ± 0,28	96,22 ± 0,14	7,85 ± 0,27	94,17 ± 0,24
Pol. p = 5	86,75 ± 0,39	95,01 ± 0,24	94,84 ± 0,28	8,66 ± 0,52	93,08 ± 0,36
RBF. $\gamma = 0,01$	99,96 ± 0,28	71,64 ± 0,34	97,23 ± 0,36	2,37 ± 0,24	97,54 ± 0,24
RBF. $\gamma = 0,1$	99,71 ± 0,23	92,38 ± 0,36	98,31 ± 0,23	2,94 ± 0,31	97,68 ± 0,17
RBF. $\gamma = 0,2$	99,22 ± 0,15	94,56 ± 0,23	98,15 ± 0,21	2,88 ± 0,45	97,64 ± 0,18
RBF. $\gamma = 0,3$	98,94 ± 0,34	95,36 ± 0,36	96,22 ± 0,39	7,85 ± 0,29	94,17 ± 0,37
RBF. $\gamma = 0,4$	98,65 ± 0,29	95,83 ± 0,23	94,84 ± 0,17	8,66 ± 0,27	93,08 ± 0,22
RBF. $\gamma = 0,5$	98,60 ± 0,48	95,86 ± 0,43	97,11 ± 0,26	8,66 ± 0,35	94,20 ± 0,20
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	58,86 ± 0,56	19,37 ± 0,30	53,05 ± 0,24	76,18 ± 0,31	36,96 ± 0,44
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1$	71,17 ± 0,43	16,91 ± 0,24	48,39 ± 0,42	64,23 ± 0,39	41,83 ± 0,57
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	41,21 ± 0,32	25,51 ± 0,38	65,88 ± 0,40	87,85 ± 0,38	33,22 ± 0,40

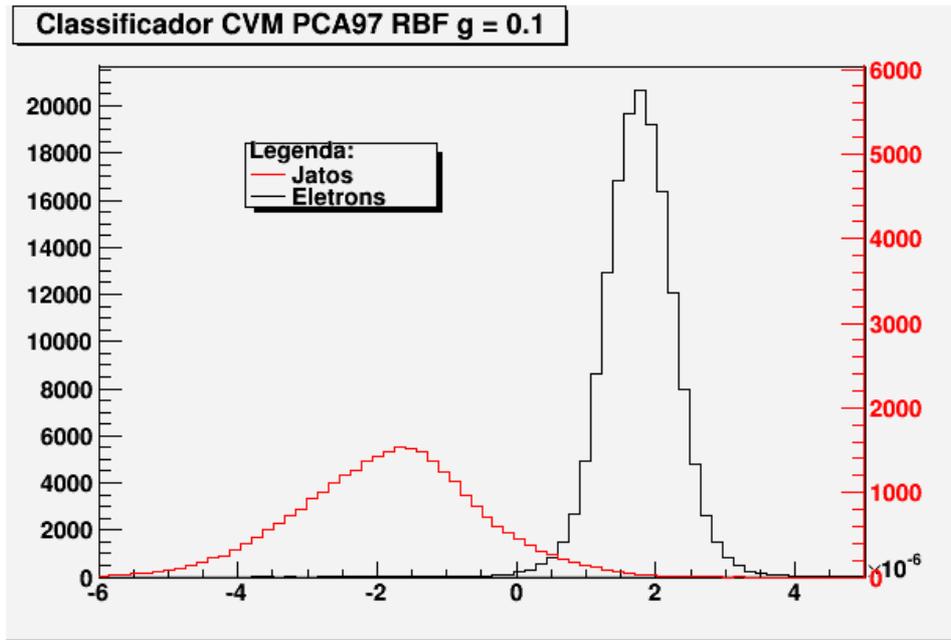


Figura 9.14 – Histograma das distribuições de saída do classificador RBF e $\gamma = 0,1$.

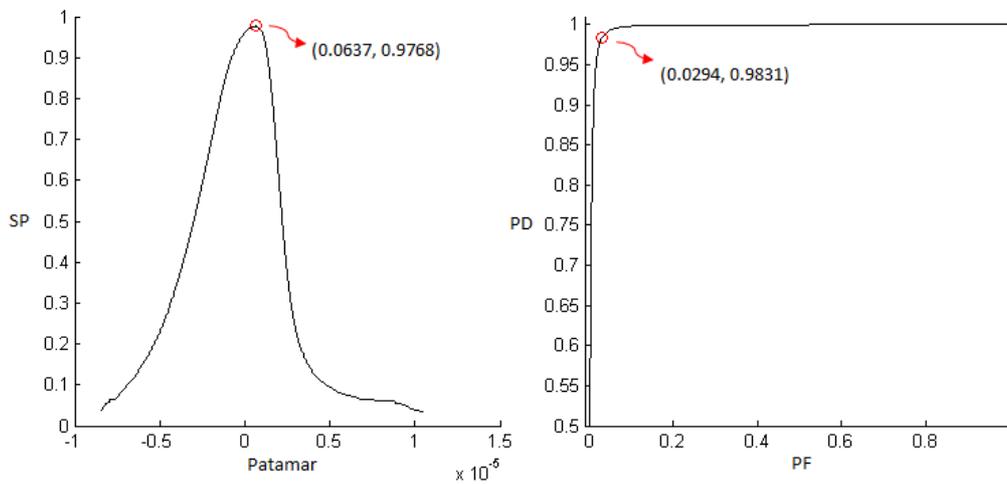


Figura 9.15 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador com kernel RBF e $\gamma = 0,1$.

As comparações entre o classificador CVM PCA a 97% RBF $\gamma = 0,1$ estão mostradas na Figura 9.16.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 92,15% e 84,28% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7,56% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 0,26% de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,01%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8,00% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 7,03% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,57%.

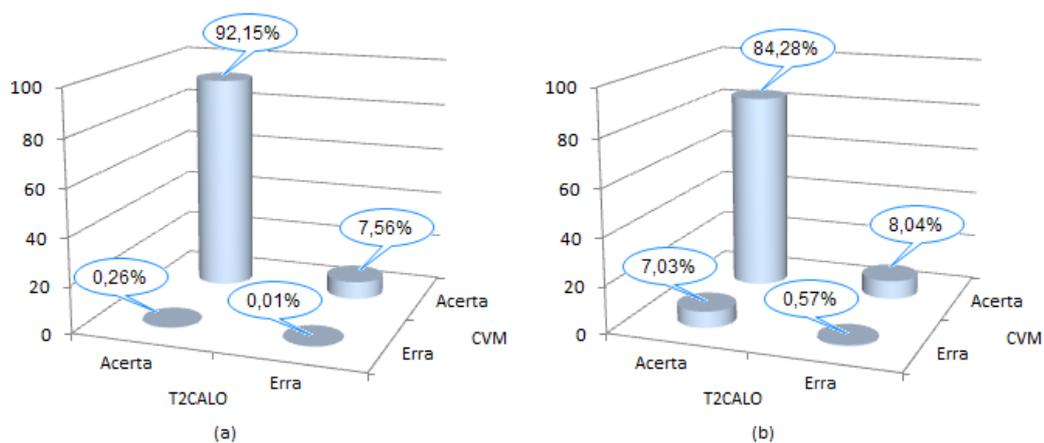


Figura 9.16 - Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM com kernel RBF $\gamma = 0,1$ para elétrons (a) e jatos (b).

As comparações em função dos parâmetros η , ϕ e E_T , entre as saídas do classificador CVM e o T2CALO estão ilustradas nas Figuras 9.17 a 9.19.

A Tabela 9.5 mostra os parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0, 1$ sendo que M se refere à margem, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, ϵ está relacionada à expansão da aproximação.

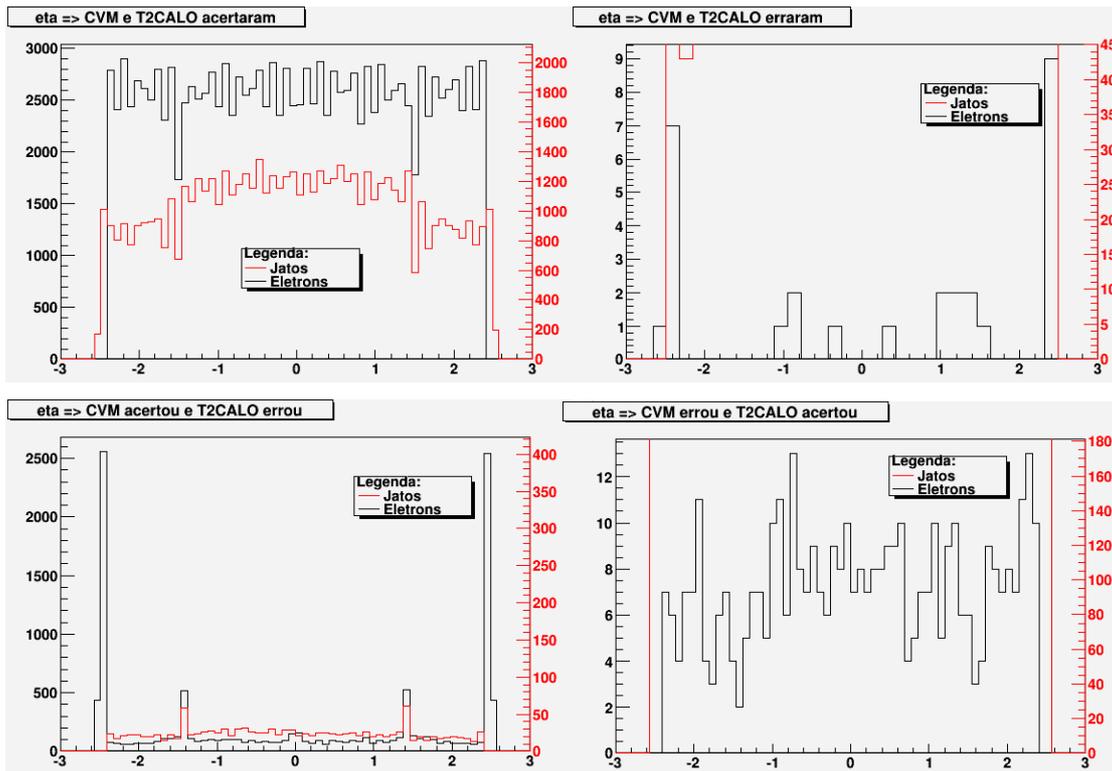


Figura 9.17 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

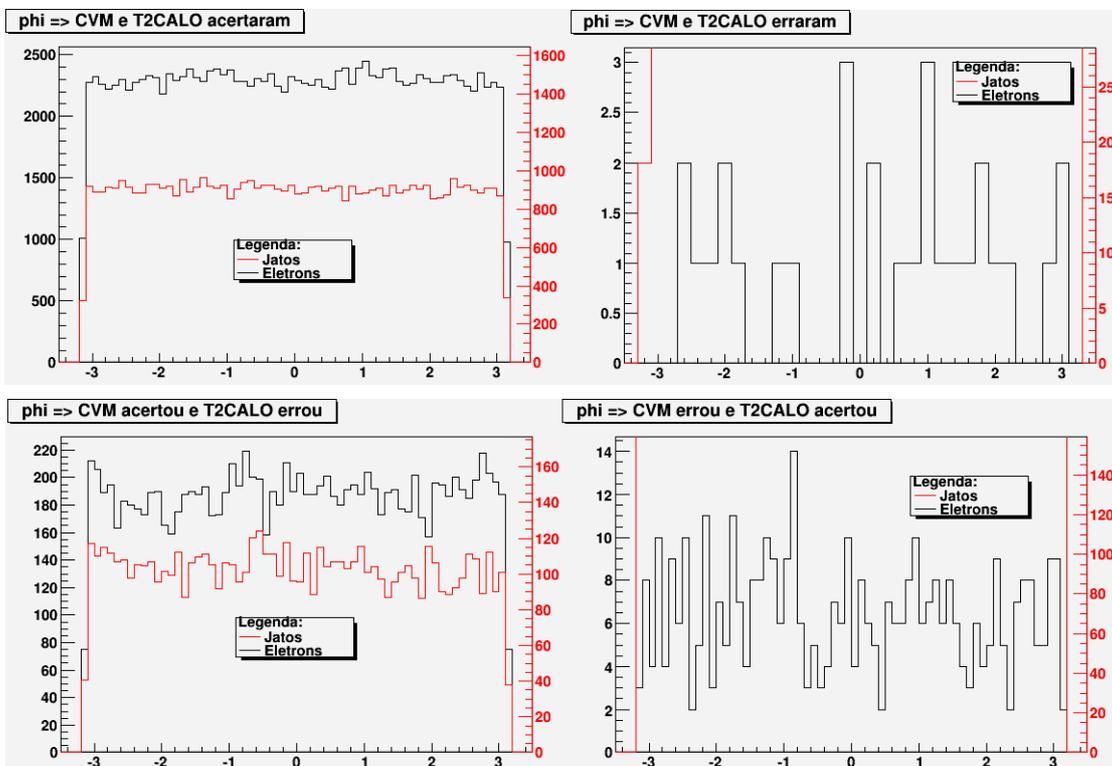


Figura 9.18 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

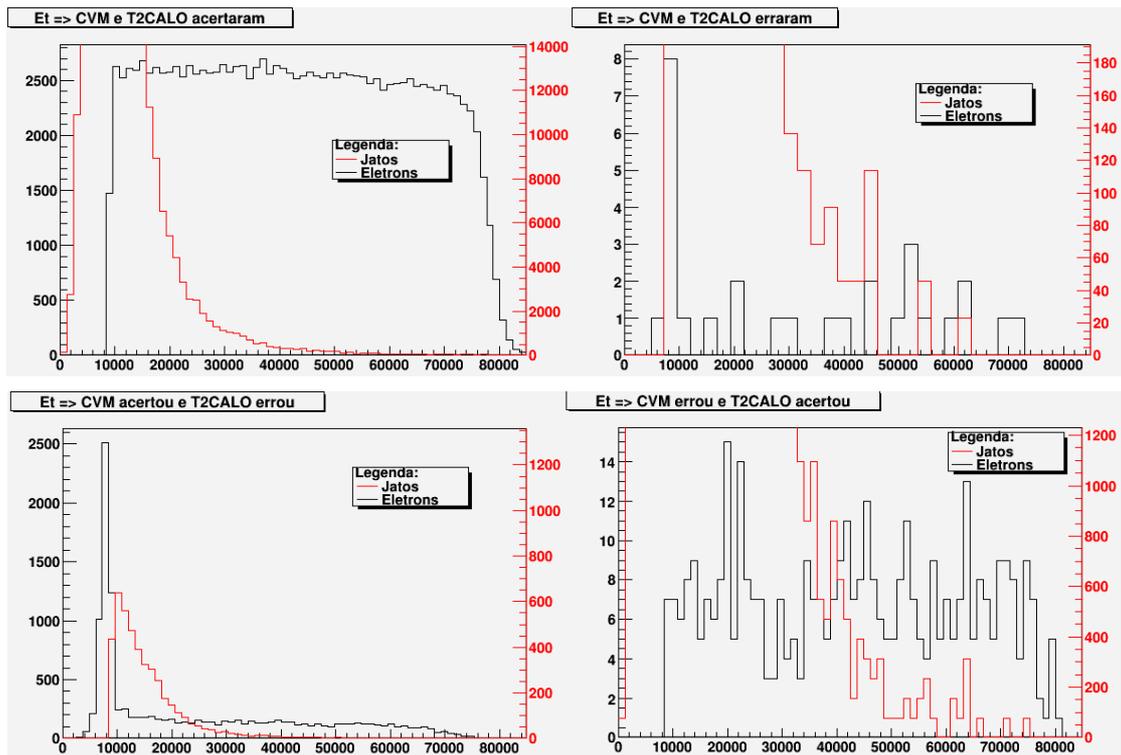


Figura 9.19 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

Tabela 9.5 – Parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0, 1$.

Parâmetro	Valores
M	$0.000003 \pm 0,37\%$
b	$0,000001 \pm 0,42\%$
nSV	$20780 \pm 0,42\%$
ϵ	$8.29187403e-007 \pm 0,26\%$

9.2.3 Aplicação de PCA com corte *Average Root*

Por último, utilizou-se as 31 componentes retidas pelo corte *Average Root*, que representam uma compactação de 69%, no treinamento e classificação dos dados de elétrons e jatos, utilizando CVM. Os resultados estão mostrados na Tabela 9.6.

Considerando o corte *Average Root* na compactação por PCA, o classificador que apresentou o melhor resultado tem *kernel* RBF $\gamma = 0,1$, com PD igual a 98,42% e PF igual a 3,07% para o máximo valor de SP equivalente a 97,67. A Figura 9.20 mostra o histograma das saídas do classificador *kernel* RBF $\gamma = 0,1$ e a Figura 9.21 mostra as curvas ROC e SP.

Tabela 9.6 Resultados da classificação CVM com PCA a *Average Root*.

KERNEL	ELÉTRONS (%)	JATOS (%)	PD (%)	PF (%)	SP _{MAX.} (%)
Pol. p = 2	98,58 ± 0,38	96,38 ± 0,31	98,17 ± 0,36	3,10 ± 0,58	97,53 ± 0,38
Pol. p = 3	94,36 ± 0,64	90,30 ± 0,38	95,41 ± 0,31	8,33 ± 0,46	93,51 ± 0,42
Pol. p = 4	81,86 ± 0,50	95,74 ± 0,28	94,51 ± 0,33	8,92 ± 0,19	92,79 ± 0,34
Pol. p = 5	80,59 ± 0,51	96,91 ± 0,25	95,00 ± 0,25	7,39 ± 0,35	93,80 ± 0,32
RBF. $\gamma = 0,01$	99,96 ± 0,40	67,30 ± 0,39	98,36 ± 0,39	3,30 ± 0,37	97,53 ± 0,26
RBF. $\gamma = 0,1$	97,85 ± 0,28	97,42 ± 0,30	98,42 ± 0,37	3,07 ± 0,28	97,67 ± 0,21
RBF. $\gamma = 0,2$	99,37 ± 0,24	94,43 ± 0,26	98,14 ± 0,23	2,96 ± 0,34	97,59 ± 0,32
RBF. $\gamma = 0,3$	99,17 ± 0,27	94,73 ± 0,37	98,14 ± 0,21	3,25 ± 0,29	97,44 ± 0,45
RBF. $\gamma = 0,4$	98,73 ± 0,37	95,83 ± 0,32	98,14 ± 0,35	3,25 ± 0,19	97,44 ± 0,22
RBF. $\gamma = 0,5$	98,70 ± 0,36	95,62 ± 0,28	97,98 ± 0,34	3,36 ± 0,42	97,31 ± 0,39
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-0,5$	57,32 ± 0,44	18,48 ± 0,35	52,72 ± 0,47	77,94 ± 0,25	40,73 ± 0,37
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1$	69,54 ± 0,29	18,94 ± 0,46	52,94 ± 0,38	66,42 ± 0,38	42,67 ± 0,39
Sig. $\beta_0=1, \beta_1=-1,5$	46,94 ± 0,35	31,75 ± 0,40	67,39 ± 0,37	74,12 ± 0,61	35,71 ± 0,50

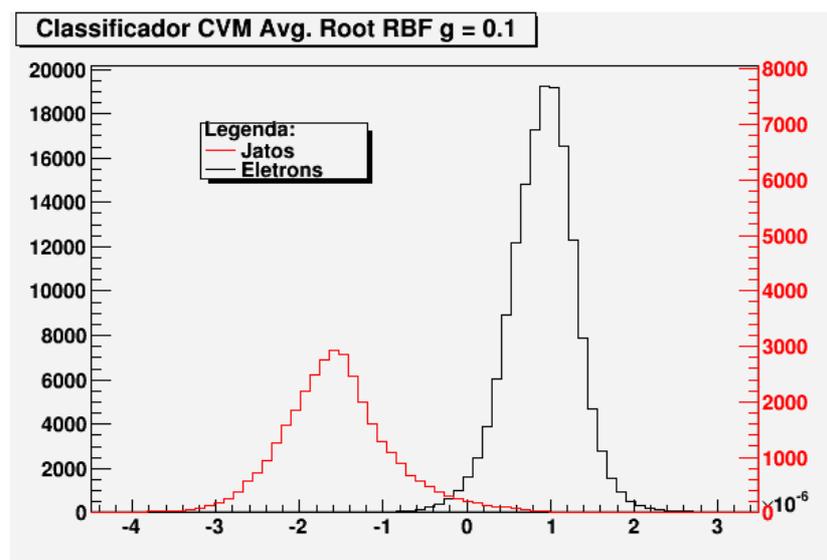


Figura 9.20 – Histograma das distribuições de saída do classificador RBF e $\gamma = 0,1$.

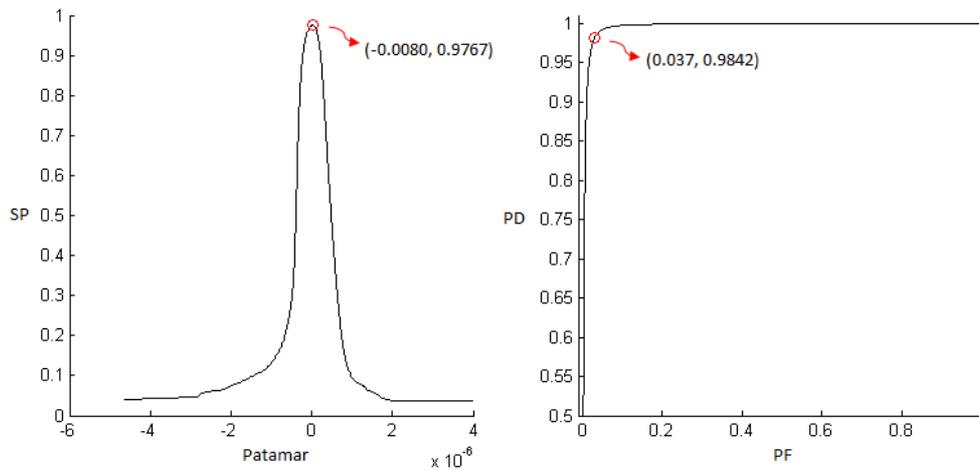


Figura 9.21 – Curvas SP (esquerda) e ROC (direita) do classificador RBF e $\gamma = 0,1$.

Por último, são mostradas as comparações entre o classificador CVM PCA a *Average Root* RBF $\gamma = 0,1$ na Figura 9.22.

Observa-se que os dois classificadores identificam corretamente aproximadamente 90,43% e 88,92% de elétrons e jatos, respectivamente.

Considerando os elétrons, o classificador SVM acertou aproximadamente 7,41% de eventos que o T2CALO errou, enquanto na situação oposta, o T2CALO acertou 1,99 % de eventos que o SVM errou. Os dois classificadores erraram 0,16%.

Para os jatos, o classificador SVM acertou aproximadamente 8,44% de eventos que o T2CALO classificou indevidamente e o T2CALO, por sua vez, classificou corretamente 2,39% de eventos que o SVM errou e ambos erraram 0,18%.

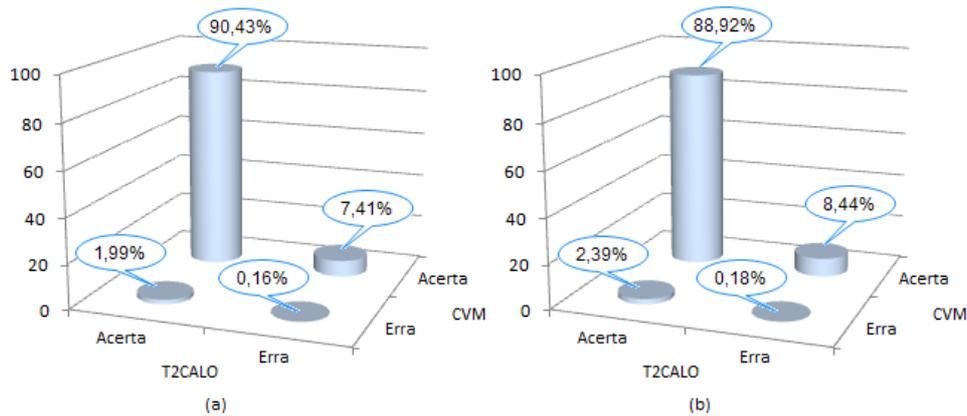


Figura 9.22 - Comparação entre as saídas do T2CALO e CVM com kernel RBF $\gamma = 0,1$ para elétrons (a) e jatos (b).

As Figuras 9.23 a 9.25 mostram os comparativos em função dos parâmetros η , ϕ e E_T , entre as saídas do T2CALO e o classificador CVM com corte mais drástico - *Average Root*.

A Tabela 9.7 mostra os parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0, 1$ sendo que M se refere à margem, b é o bias, nSV é o número de vetores suporte, ϵ está relacionada à expansão da aproximação.

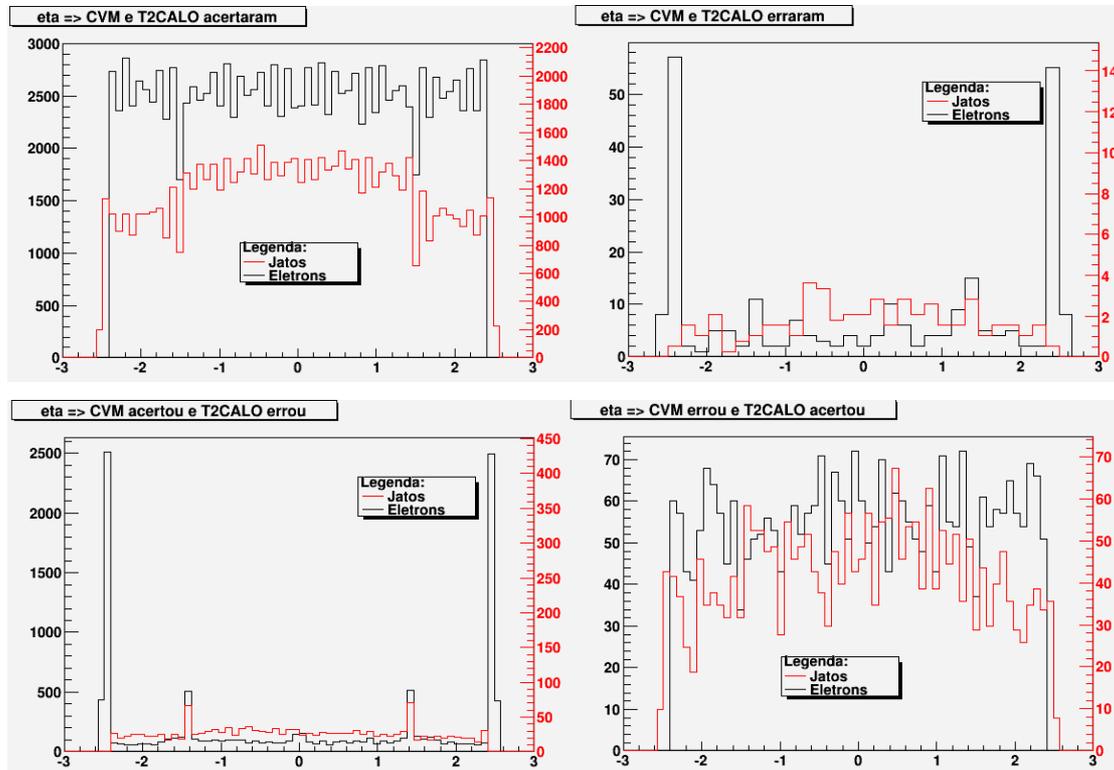


Figura 9.23 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando η , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

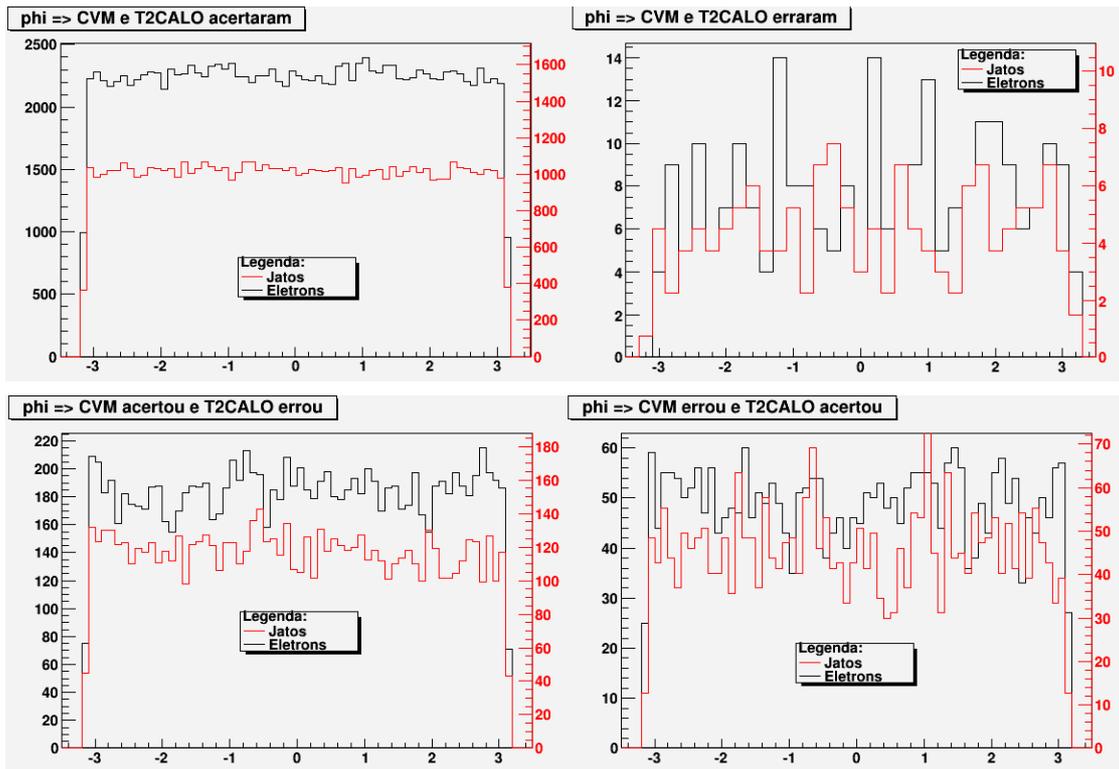


Figura 9.24 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando ϕ , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

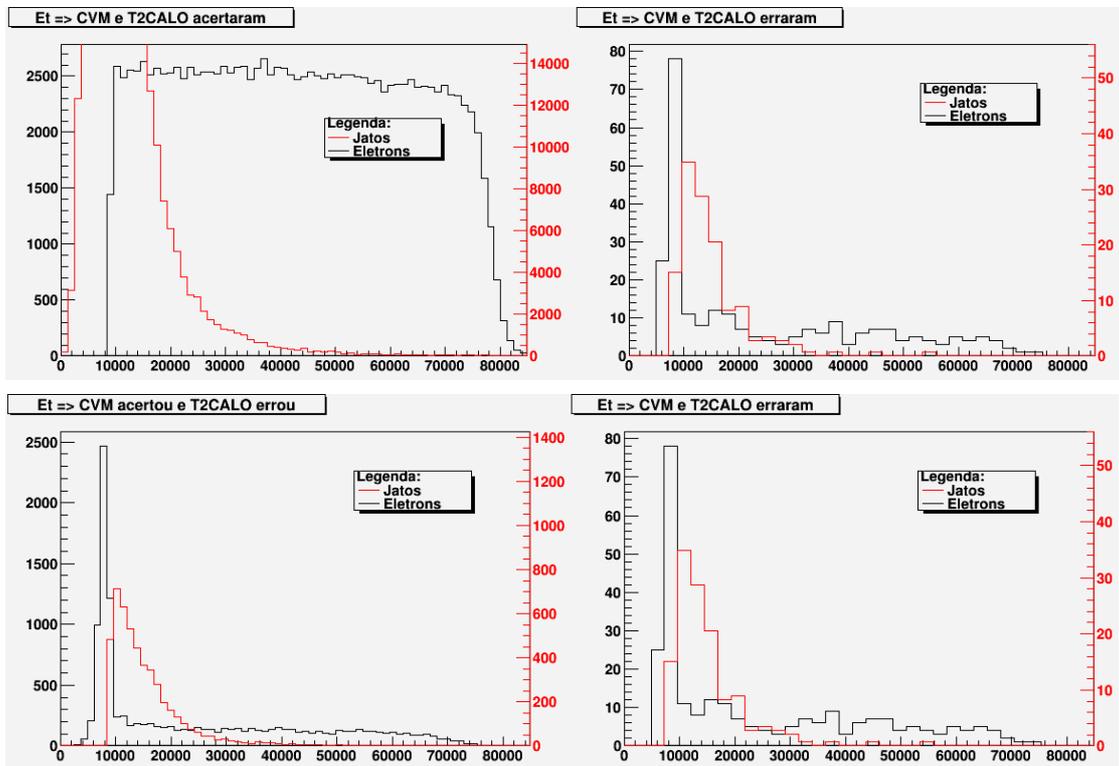


Figura 9.25 - Histogramas de elétrons e jatos, considerando E_T , quando o T2CALO e CVM acertaram (superior esquerda), quando os dois erraram (superior direita), quando o CVM acertou e o T2CALO errou (inferior esquerda) e quando o CVM errou e T2CALO acertou (inferior direita).

Tabela 9.7 – Parâmetros do classificador CVM RBF $\gamma = 0, 1$.

Parâmetro	Valores
M	0.000001± 0,26%
b	0,000003± 0,32%
nSV	21704 ± 0,39%
ϵ	8.29187403e-007 ± 0,41%

Capítulo 10

Comparação dos resultados de classificação de partículas

A partir dos resultados dos classificadores com os diferentes níveis de compactação, foi feita a comparação entre eles baseada naqueles que apresentaram os melhores resultados para cada abordagem, como ilustrado na Tabela 10.1

Tabela 10.1 – Resultados dos melhores classificadores.

TIPO		KERNEL	PD (%)	PF (%)	SP _{MÁX.} (%)
SVM	Sem compactação	RBF $\gamma=0,1$	98,97 \pm 0,14	2,11 \pm 0,19	98,42 \pm 0,16
	PCA 99%	Pol. $p=0,3$	98,86 \pm 0,17	2,28 \pm 0,28	98,29 \pm 0,22
	PCA 97%	RBF $\gamma=0,1$	98,97 \pm 0,28	2,11 \pm 0,32	98,42 \pm 0,26
	PCA Average Root	RBF $\gamma=0,5$	98,55 \pm 0,38	2,87 \pm 0,27	97,84 \pm 0,34
CVM	Sem compactação	RBF $\gamma=0,01$	99,09 \pm 0,29	2,14 \pm 0,17	98,47 \pm 0,41
	PCA 99%	RBF $\gamma=0,01$	98,91 \pm 0,25	2,31 \pm 0,28	98,30 \pm 0,24
	PCA 97%	RBF $\gamma=0,1$	98,31 \pm 0,23	2,94 \pm 0,31	97,68 \pm 0,17
	PCA Average Root	RBF $\gamma=0,1$	98,42 \pm 0,37	3,07 \pm 0,28	97,67 \pm 0,21

Em todos os classificadores, o *kernel* RBF foi o que apresentou melhor resultado e o classificador CVM com *kernel* RBF $\gamma = 0,01$ sem compactação, mostrado em negrito na Tabela 10.1, se destacou entre todos os demais, com probabilidades de detecção e de falso alarme de 99,09% e 2,14%, respectivamente, para o valor máximo de SP de 98,47%.

O classificador que apresentou o pior resultado foi o CVM com função *kernel* RBF $\gamma = 0,1$ e compactação por PCA com corte de energia por *Average Root*, que realizou uma compactação de 69%. Este classificador apresentou probabilidades de detecção e de falso alarme de 98,42% e 3,07%, respectivamente, para o valor máximo de SP de 97,67%. A diferença na probabilidade de detecção entre o melhor e pior classificador foi de 1,42%.

Considerando apenas a abordagem SVM, o classificador RBF $\gamma = 0,1$ sem compactação apresentou o melhor resultado com valor máximo de SP igual a 98,42%, e aquele com compactação PCA e o maior corte de energia, baseado no *Average Root*, que reteve 31 componentes do total de 100, a diferença na probabilidade de detecção entre eles foi de 0,58%.

A Figura 10.1 ilustra os resultados através das curvas ROC dos classificadores mostrados na Tabela 10.1.

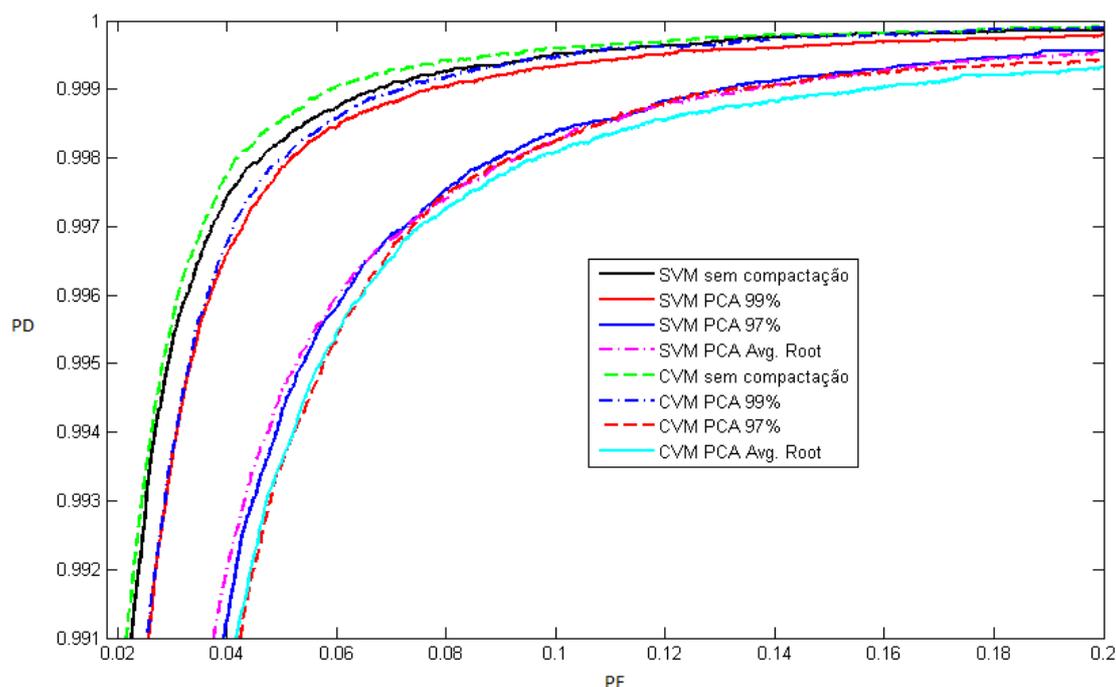


Figura 10.1 – Curvas ROC dos melhores classificadores.

Análises realizadas em outros trabalhos [78] [79] mostraram que a utilização de técnicas de Redes Neurais obtiveram PD e PF respectivamente de $98,77 \pm 0,35$ e $2,85 \pm 0,11$, enquanto a utilização de Análise de Componentes Independen

tes obtiveram $99,01 \pm 0,42$ e $2,50 \pm 0,09$, respectivamente, enquanto o T2CALO

apresentou valores 92,50% e 8,55%.o que evidencia que as Máquinas de Vetores Suporte e de Núcleo são possibilidades interessantes para investigações em trabalhos futuros.

As redes neurais artificiais são utilizadas em pesquisa de Física de altas energias desde a década de 1990 e vêm contribuindo na identificação de sua fenomenologia. Neste contexto, visando realizar uma comparação entre uma rede neural e os classificadores SVM e CVM, foi implementada uma rede com a topologia *multi-layer perceptron*, com apenas uma camada escondida. Como a etapa de treinamento pode ser realizada *offline*, esta comparação torna-se especialmente importante em relação ao tempo de classificação, objetivando o estudo do segundo nível de filtragem *online* do ATLAS, que tem, aproximadamente, 10ms para realizar a classificação das partículas.

A Tabela 10.2 sumariza os resultados da comparação entre os tempos de classificação, dados em milissegundos, e memória utilizada, em mega bytes, realizada com os classificadores Redes Neurais, SVM e CVM. Os processamentos foram realizados em um computador com processador AMD Athlon 64 bits com quatro núcleos de 2,8 GHZ e 4GB de memória RAM.

Tabela 10.2 - Comparação do tempo e memória dos classificadores.

Classificadores	Tempo	Memória
Redes Neurais	$5,19 \pm 0,37$	$11,32 \pm 0,35$
SVM	$12,07 \pm 0,19$	$14,18 \pm 0,46$
SVM PCA 99%	$7,03 \pm 0,42$	$12,20 \pm 0,52$
SVM PCA 97%	$7,82 \pm 0,37$	$7,58 \pm 0,27$
SVM PCA Avg. Root	$6,14 \pm 0,32$	$6,11 \pm 0,31$
CVM	$5,16 \pm 0,44$	$19,50 \pm 0,42$
CVM PCA 99%	$5,07 \pm 0,39$	$15,67 \pm 0,42$
CVM PCA 97%	$5,72 \pm 0,37$	$10,28 \pm 0,35$
CVM PCA Avg. Root	$6,26 \pm 0,40$	$7,86 \pm 0,38$

Redes neurais já foram implementadas no ATHENA [78] [79] e consumiram aproximadamente 1 ms dos 10 ms disponíveis da janela de tempo do LVL2. Dessa forma, a rede neural torna-se a referência para os demais classificadores apresentados neste trabalho no que se refere ao tempo de classificação.

O classificador CVM apresentou valores de tempo próximos àqueles obtidos pela rede neural e foram, aproximadamente, 40% dos valores apresentados pelo classificador SVM sem compactação.

Entretanto, com a compactação mais conservadora, 99%, o classificador SVM apresentou tempo de classificação equivalente a 58% daquele sem compactação, mas ainda assim constitui aproximadamente 30% a mais se comparado com o classificador neural.

Outro aspecto que deve ser destacado é o fato do classificador SVM apresentar aproximadamente 15% mais vetores suporte do que a abordagem CVM. Uma alternativa talvez seja reduzir o número de vetores suporte e analisar os resultados da identificação das partículas e do tempo de classificação.

Capítulo 11

Conclusões e trabalhos futuros

O trabalho apresentou a proposta de tese de Doutorado na área de Engenharia Elétrica, em colaboração com o CERN, que envolve o projeto, implementação do módulo de calibração do processador central do *trigger* do detector ATLAS, assim como o desenvolvimento de sistema de filtragens em ambientes complexos, com fina granularidade e alta taxa de eventos.

Através do que foi exposto, percebe-se a complexidade do contexto onde a pesquisa está inserida: um experimento único, que envolve pesquisadores de diversos países, incluindo o Brasil, na busca por eventos raros, mais especificamente o *bóson* de Higgs, jamais observado, até a data de escrita deste texto.

Isto implica em um sistema de filtragem *online*, composto por três níveis, sendo que cada nível refina as decisões tomadas nos níveis anteriores, reduzindo a taxa de eventos de 1 GHz para 100 Hz, quando os dados são armazenados definitivamente para análises posteriores. O primeiro nível é baseado em *firmware/hardware*, enquanto os demais utilizam *softwares/PCs* comerciais.

O trabalho está voltado para o primeiro e segundo níveis de filtragem sendo que, no primeiro nível, contribuindo para o sistema de detecção de falhas na eletrônica e demais constituintes envolvidos na geração e transmissão dos sinais entre os níveis um e dois. Como o ATLAS é um experimento muito complexo, a divisão em partes menores torna-o mais tratável do ponto de vista de controle, entre outros. Portanto, os subdetectores que compõem o ATLAS serão calibrados periodicamente, de acordo com as particularidades do projeto de cada um deles. Para lidar com todos os sinais de pedidos de calibração enviados pelos subdetectores, o módulo de calibração do *trigger* foi idealizado, funcionando conjuntamente com os demais módulos que

constituem o processador central do *trigger*. O módulo do CTP-CAL foi desenvolvido, utilizando a tecnologia de FPGA e implementada com VHDL, assim como o interfaceamento VME. Foram realizados testes em um *crate*, no próprio CERN, que simula o funcionamento dos demais módulos do CTP, e possibilitaram explorar as funcionalidades do CTP-CAL.

No segundo nível, o trabalho tem como objetivo contribuir para a implementação de sistema inteligentes de pré-processamento e filtragem de eventos, buscando identificar elétrons, em detrimento de jatos, que mascaram a assinatura daqueles e estão associados ao ruído de fundo do experimento.

O *bóson* de Higgs, se existir, será muito instável e, portanto, não será possível detectá-lo diretamente. Consequentemente, ele será observado através das partículas constituintes que interagem com o detector e, no segundo nível, uma assinatura importante para este evento é a identificação de elétrons provenientes do sistema de calorimetria.

Neste contexto, a pesquisa se desenvolve buscando alternativas para realizar o processamento de eventos, através de técnicas de reconhecimento de padrões que têm, como base, métodos de aprendizagem estatística, para explorar padrões complexos em exemplos de entrada/saída, obtidos por simulação e, a partir daí, realizar a filtragem.

Porém, propõem-se o aprofundamento do conhecimento da Física envolvida, principalmente, nos dois primeiros níveis de filtragem, assim como do sistema de *trigger* e calorimetria, que fornecem os dados dos eventos analisados, de modo que seja possível ampliar o entendimento dos resultados de classificação, buscando identificar possíveis ocorrências de interesse que possam ser descartadas pelos classificadores, embora os resultados apresentados até o momento apresentem Probabilidade de Detecção de $99,09 \pm 0,29\%$ enquanto a Probabilidade de Falso Alarme foi $2,14 \pm 0,17\%$. No entanto, como o evento de interesse principal, o *bóson* de Higgs, é muito raro, deve-se empenhar os esforços para evitar que o sistema de filtragem cometa erros sistemáticos, prejudicando a sua identificação.

As comparações de todos os classificadores SVM e CVM com as saídas do T2CALO, que é o classificador referência do LVL2, principalmente com relação a valores de η próximos a $\pm 2,5$, evidenciaram que eles foram mais eficientes na identificação das partículas de interesse.

Como o sistema de *trigger* lida com uma alta taxa de eventos e um grande volume de informações, também é importante trabalhar no sentido da diminuição do tempo de treinamento e classificação. Utilizou-se da técnica de análise de componentes principais para compactar a informação e, consequentemente, diminuir o custo computacional do processamento de filtragem.

Outra possibilidade é utilização de máquinas de aprendizagem especialistas, que estejam voltadas para as informações dos calorímetros eletromagnéticos e hadrônicos, separadamente, e mais ainda, para cada uma das suas camadas constituintes.

Como este trabalho se iniciou anteriormente às colisões no LHC, utilizou-se dados provenientes de simulações. No entanto, será importante a aplicação das técnicas utilizadas com os dados provenientes das colisões para avaliar a qualidade dos classificadores com dados reais.

Referências bibliográficas

[1]Y. Ne'Eman, Y. Kirsh. *The Particle hunters*. Second Edition, Cambridge University Press, 1996.

[2]CERN. *A subatomic venture*. internet: acessado em janeiro de 2009.

<http://public.web.cern.ch/public/en/Science/Science-en.html>.

[3]D. T. Larson. *The Nature of Matter*. Chelsea House Publishers, 2007.

[4]LHC/UK. *The Large Hadron Collider*. internet: acessado em janeiro de 2009.

<http://www.lhc.ac.uk>.

[5]CERN. *A gateway to the Universe*. internet: acessado em janeiro de 2009.

<http://public.web.cern.ch/public/en/Research/Research-en.html>.

[6]CERN/LHC. *LHC – The Large Hadron Collider*. internet: acessado em janeiro de 2009. <http://lhc.web.cern.ch/lhc/>.

[7]CERN. *The LHC experiments*. internet: acessado em janeiro de 2009.

<http://public.web.cern.ch/public/en/LHC/LHCExperiments-en.html>.

[8]CERN/ATLAS. *The ATLAS experiment*. internet: acessado em janeiro de 2009. <http://atlas.ch>.

[9]ATLAS Inner Detector Community. *Inner Detector Technical Design Report*. CERN/LHCC/97-16, CERN, abril de 1997.

[10]ATLAS Collaboration. *Calorimeter Performance Technical Design Report*. CERN/LHCC/96-40, CERN, janeiro de 1997.

- [11]A. ANJOS. *Sistema online de Filtragem em um Ambiente com alta taxa de eventos*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, 2006.
- [12]ATLAS Muon Collaboration. *ATLAS Muon Spectrometer Technical Design Report*. CERN/LHCC/97-22, junho de 1997.
- [13]J. Ellis. *Why does CTP violation matter to the Universe?* Cern Courier, Sep 1999. internet: acessado em janeiro de 2009. <http://cerncourier.com/cws/article/cern/28092>
- [14]ATLAS HLT/DAQ/DCS Group. *ATLAS High-Level Trigger, Data Acquisition and Controls Technical Design Report*. CERN/ATLAS TR-016, outubro de 2003.
- [15]ATLAS Level-1 Trigger Group. *Level-1 Trigger Technical Design Report*. CERN/ATLAS TDR-12, agosto de 1998.
- [16]ATLAS Collaboration. *ATLAS DAQ, EF, LVL2 and DCS Technical Progress Report*. CERN/LHCC 98-16, agosto de 1998.
- [17]ATLAS/Tile Calorimeter Collaboration. *Tile Calorimeter Technical Design Report*. CERN/LHCC 96-42, dezembro de 1996.
- [18]ATLAS/Trigger Performance Group. *ATLAS Trigger Performance Status Report*. CERN/LHCC 98-15, agosto de 1998.
- [19]Lima, H.P. *et al. The ATLAS Level-1 Central Trigger Processor (CTP) – 9th Workshop on Electronics for LHC Experiments*, 2003.
- [20]Lima, H.P.; Seixas, J.M. *et al. The ATLAS level-1 central trigger system*. Nuclear Science Symposium Conference Record, 2004 IEEE. 1673-1677, Vol 3.
- [21]Lima, H.P.; Seixas, J.M. *et al. The ATLAS level-1 central trigger processor*. Real Time Conference, 2005. 14th IEEE-NPSS.

- [22]W. D. Peterson. *The VMEbus Handbook, Fourth Ed.* Publisher: V F E A Intl Trade Asnn, 1997.
- [23]ATLAS Collaboration. *The ATLAS Computing Workbook.* CERN/ATLAS, junho de 2009.
- [24] I.T Jolliffe. *Principal Component Analysis.* Second Edition, Springer, 2002.
- [25]Vaiciulis, Anthony. *Support Vector Machines in analysis of top quark production.* Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A 502 (2003) 492-494.
- [26]N. Cristianini, J. Shawe-Taylor. *An Introduction to Support Vector Machine and other kernel-based learning methods.* Cambridge University Press, 2000.
- [27]V. Kecman. Learning and Soft Computing: *Support Vector Machines, Neural Networks and Fuzzy Logic Models.* MIT Press, 2001.
- [28] N. Takahashi. *Efficient Learning Algorithms for Support Vector Machines.* Internet: acessado em maio de 2009.
<http://www-kairo.csce.kyushu-u.ac.jp/~norikazu/research.en.html>
- [29]T. Joachims, 11 in: *Making large-Scale SVM Learning Practical.* Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning, B. Schölkopf and C. Burges and A. Smola (ed.), MIT Press, 1999.
- [30]M.Perantoni, J.M.Seixas *et al.* *The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider.* Journal of Instrumentation - JINST 3 S08003, 2008.
- [31]CMS Collaboration. *The CMS experiment at the CERN LHC.* Journal of Instrumentation - JINST 3 S08004, 2008.
- [32]ALICE Collaboration. *The ALICE experiment at the CERN LHC.* Journal of Instrumentation - JINST 3 S08002, 2008.

- [33]The LHCb Collaboration. *The LHCb Detector at the LHC*. Journal of Instrumentation - JINST 3 S08005, 2008.
- [34]The TOTEM Collaboration. *The TOTEM Experiment at the CERN Large Collider*. Journal of Instrumentation - JINST 3 S08007, 2008.
- [35]The LHCf Collaboration. *The LHCf detector at the CERN Large Hadron Collider*. Journal of Instrumentation - JINST 3 S08006, 2008.
- [36] C.W. Fabjan, T. Ludlam. *Calorimetry in High-Energy Physics*. Annual Review and Particle Science, 1982, 32: 335-389.
- [37]R. Wigmans. *Advances in Hadron Calorimetry*. Annual Review and Particle Science, 1991, 41: 133-185.
- [38]W. Kleitz. *Digital Electronics with VHDL*. Prentice Hall, 2004.
- [39]D. L. Perry. *VHDL, Programming by Example*. McGraw Hill, 2002.
- [40]R. Spiwoks. *Specification of the VMEbus Interface of the ATLAS Level-1 Central Trigger Processor*. ATLAS Internal Note. ATL-DA-ES-0037, 2003.
- [41] J. Carvalho. *The TileCal/ATLAS calorimeter calibration system*. WSPC – Proceedings TileCal ICATPP2011.
- [42] ATLAS collaboration. *Readiness of the ATLAS Tile Calorimeter for LHC collisions*. CERN-PH-EP-2010-024 20 July 2010.
- [43] K.J. Anderson, M.H. Hurwitz, I.Jen-La Plante, J.E. Pilcher, R.J. Teuscher. *Performance and Calibration of the TileCal Fast Readout Using the Charge Injection System*. ATLAS internal note. March 6, 2008.

- [44] K.Anderson, A.Gupta, F.Merritt, *et al.* *Design of the front-end analog electronics for the ATLAS tile calorimeter.* Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A 551 (2005) 469-476.
- [45] P. Farthouat, G. Schuler, R. Spiwoks. *CTP Calibration Board Specification.* CERN ATL-DA-ES-0033, 2005.
- [46] P. Borrego, N. Ellis, *et al.* *Proposal for the definition of the LVL1 trigger-type word.* ATLAS internal note, 2006.
- [47] CERN. ATLAS Level-1 Trigger CTP: acessado em outubro de 2005. <http://atlasinfo.cern.ch/Atlas/GROUPS/DAQTRIG/LEVEL1/ctpttc/L1CTP.html>
- [48] C. Bee, O. Boyle, ET AL. *The event format in the ATLAS DAQ/EF prototype-1.* CERN ATL-DAQ-98-129, 1998.
- [49] T. Nakada. *B Physics at LHCb.* Lecture given at NATO Advanced Study Institute, 55th Scottish Universities Summer School in Physics, 2001.
- [50] Wade D. Peterson, *The VMEbus Handbook – A User’s Guide to the VME64 and VME64x Bus Specification.* VMEbus International Trade Association, 4th Edition.
- [51] R. Spiwoks. *Specification of the VMEbus Interface of the ATLAS Level-1 Central Trigger Processor.* ATLAS Internal Note ATL-DA-ES-0037 – Specification Version 1.0, 11 December 2003.
- [52] O. Solovyanov, M. Dunford. *Empty bunch calibrations.* CERN TileCal week, 04 July 2008.
- [53] O. Solovyanov, I. Vivarelli. *Calibration Triggers in empty bunches.* CERN TileCal week 06-11 February.
- [54] Haykin,S., *Neural Networks – A Comprehensive Foundation.* Second Edition. Prentice Hall, 1999.

- [55] Bishop, C., *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.
- [56] Vapnik, V., *Statistical Learning Theory*. John Wiley & Sons, INC, 1998.
- [57] Doumpos, M. *Additive Support Vector Machines for Pattern Classification*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2007, Volume 37, 540-550.
- [58] Men, H. *Application of support vector machine to pattern classification*. ICSP 2008, 9th International Conference on Signal Processing, 2008, pages 1612-1615.
- [59] Kim, H. *Pattern classification using support vector machine ensemble*. 16th International Conference on Pattern Recognition, 2002, pages 160-163, volume 2.
- [60] Shanmugan, K., Breipohl, A.M., *Random Signals: Detection, Estimation and Data Analysis*. John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- [61] Dos Anjos, A., Torres, R., Seixas, J., *Neural triggering system operating on high resolution calorimetry information*. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, v. 559, n.1, pp. 134-138, 2006.
- [62] Hyvärinen, A., Karhunen, J., Oja, E. *Independent Component Analysis*. John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [63] Hehe, M., *Statistics kernel principal component analysis for nonlinear process fault detection*. IEEE 9th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 2011, 431-436.
- [64] hui, Z., *Application of weighted Principal Component Analysis in comprehensive evaluation for power quality*. IEEE Power Engineering and Automation Conference (PEAM), 2011, volume 3, 369-372.
- [65] Kwak, N., *Principal Component Analysis Based on L1-Norm Maximization*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, volume 30, 1672-1680.

- [66] Jolliffe, I.T., *Principal Component Analysis*. Springer, 2nd Edition, 2002.
- [67] Jackson, J.E., *A User's Guide to Principal Component*. John Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [68] Tsang, I.W., Kwok, J.T., Cheung, P.M., *Core Vector Machines: Fast SVM Training on Very Large Data Sets*. Journal of Machine Learning Research 6 (2005) 363-392.
- [69] Tsang, I.W., Kwok, J.T., Zurada, J.M., *Generalized Core Vector Machines*. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 17, No. 5, 2006.
- [70] Tsang, I.W., Kocsor, A., Kwok, J.T. *Simpler Core Vector Machines with Enclosing Balls*. Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning, Corvallis, OR, 2007.
- [71] Liu, Y.H., *Fast Support Vector Data Descriptions for Novelty Detection*. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 21, No. 8, 1296-1313, 2010.
- [72] Tsang, I.W., Kocsor, A., Kwok, J.T., *Large-Scale Maximum Margin Discriminant Analysis Using Core Vector Machines*. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 19, No. 4, 610-624, 2008.
- [73] Chang, L., *The geometric relationship between Core Vector Machine and Support Vector Machine*. IEEE 7th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 4439-4443, 2008.
- [74] Asharaf, S., Narasimha, M.M., Shevade, S.K., *Cluster Based Core Vector Machine*. IEEE 6th International Conference on Data Mining (ICDM), 1038-1042, 2006.
- [75] Wang, Y., niu, X., Chang, L., *Multiclass Core Vector Machine with smaller core sets*. IEEE Chinese Control and Decision Conference, 525-530, 2010.

[76] Wang, Y., niu, X., Chang, L., *Approximate Minimum Enclosing Ball algorithm with smaller core sets for binary Support Vector Machine*. IEEE Chinese Control and Decision Conference, 3404-3408, 2010.

[78] Simas, E.F, *Análise não-linear de componentes independentes para uma filtragem online baseada em calorimetria de alta energia e com fina segmentação*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, 2010.

[79] Torres, R.C, *Sistema online de filtragem em um ambiente com alta taxa de eventos e fina granularidade*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, 2010.

Publicações

The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider. Journal of Instrumentation. 2008.

The ATLAS detector as installed in its experimental cavern at point 1 at CERN is described in this paper. A brief overview of the expected performance of the detector when the Large Hadron Collider begins operation is also presented.

Calibração Online de Detectores em Ambiente com Alta Taxa de Eventos. XVII Congresso Brasileiro de Automática, 2008.

No último século, a matéria foi mostrada como sendo formada por átomos, que são compostos por prótons, nêutrons e elétrons. Com o desenvolvimento da física de altas energias e da tecnologia aplicada à pesquisa, ampliou-se o conhecimento subatômico e, conseqüentemente, o desejo de conhecer mais a respeito da origem do universo. O CERN (*European Organization for Nuclear Research*), através de pesquisadores de vários países, trabalha com este objetivo nos últimos 50 anos. Neste artigo, é apresentado um trabalho sobre o módulo de calibração do *Central Trigger Processor*, do experimento ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*), que seleciona os pedidos de calibração de subdetectores, de modo a verificar o funcionamento da eletrônica envolvida na transmissão de sinais.

Classificação de partículas no segundo nível de filtragem do ATLAS utilizando máquina de vetores suporte. XXIX Encontro Nacional de Física de Partículas e Campos, 2008.

Com o objetivo de validar experimentalmente a existência do bóson de Higgs, uma tarefa importante do detector ATLAS (*A Toroidal LHC Apparatus*), é a classificação de eventos provenientes das colisões entre partículas no LHC (*Large Hadron Collider*). Para realizar esta tarefa, utiliza-se um sistema de trigger online, que é baseado em três níveis de seleção de eventos. A taxa de interações na entrada do nível 1 é de 40 MHz e há a redução para até 100 KHz. O nível 2 reduz para 1 KHz e o nível 3, para 100 Hz, taxa com a qual os dados são armazenados definitivamente. No nível dois, especificamente, um

item importante do menu de trigger consiste na identificação de elétrons. Para isso, é preciso descartar os jatos, que estão associados ao ruído de fundo do experimento e, portanto, mascaram a assinatura de elétrons. Utilizando-se a informação de calorimetria, compacta-se a região de interesse (ROI) em anéis concêntricos ao ponto de maior deposição de energia em cada camada dos calorímetros. Neste trabalho, a técnica utilizada para realizar a classificação entre elétrons e jatos é a máquina de vetores suporte (SVM), que implementa o mapeamento não-linear dos dados de treinamento para o espaço característico, com alta dimensionalidade, utilizando conceitos da teoria de aprendizagem estatística para descrever quais fatores devem ser controlados para uma boa generalização. No espaço característico, as classes são separadas por hiperplanos ótimos, que são aqueles que apresentam maior margem de separação.

Status of the ATLAS Level-1 Central Trigger and Muon Barrel Trigger and First Results from Cosmic-Ray Data. Publicado em *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2008.

The ATLAS detector at CERN's Large Hadron Collider (LHC) will be exposed to proton-proton collisions from beams crossing at 40 MHz. A three-level trigger system will select potentially interesting events in order to reduce the read-out rate to about 200 Hz. The first trigger level is implemented in custom-built electronics and makes an initial fast selection based on detector data of coarse granularity. It has to reduce the rate by a factor of 10⁴ to less than 100 kHz. The other two consecutive trigger levels are in software and run on PC farms. We present an overview of the first-level central trigger and the muon barrel trigger system and report on the current installation status. Moreover, we show analysis results of cosmic-ray data recorded *in situ* at the ATLAS experimental site with final or close-to-final hardware.

The ATLAS level-1 trigger: Status of the system and first results from cosmic-ray data. Publicado no Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 2007.

The ATLAS detector at CERN's Large Hadron Collider (LHC) will be exposed to proton-proton collisions from beams crossing at 40 MHz. At the design luminosity of 10³⁴ cm⁻² s⁻¹ there are on average 23 collisions per bunch crossing. A three-level trigger system will select potentially interesting events in order to reduce the readout rate to about 200 Hz. The first trigger level is implemented in custom-built electronics and makes an initial fast selection based on detector data of coarse granularity. It has to reduce the rate by a factor of 10⁴ to less than 100 kHz. The other two consecutive trigger levels are in software and run on PC farms. We present an overview of the first-level trigger system and report on the current installation status. Moreover, we show analysis results of cosmic-ray data recorded *in situ* at the ATLAS experimental site with final or close-to-final hardware.

The ATLAS Level-1 Trigger: Status of the System and Experience from Commissioning with Cosmic Ray Muons. Publicado em *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, 2007.

The ATLAS detector at CERN's Large Hadron Collider (LHC) will be exposed to proton-proton collisions from beams crossing at 40 MHz. A three-level trigger system will select potentially interesting events in order to reduce this rate to 100-200 Hz. A trigger decision is made by the Level-1 Central Trigger Processor (CTP) reducing the incoming rate to less than 100 kHz. The Level-1 decision is based on Calorimeter information and hits in dedicated Muon Trigger detectors. The final Level-1 trigger system is currently being installed in the experiment with completion expected in autumn 2007. Cosmic ray data are regularly recorded as an increasing fraction of the trigger system comes online. We present an overview of the Level-1 trigger system architecture and report on the installation and commissioning process at the ATLAS experimental site. Emphasis is put on the integration of the CTP with the Calorimeter and Muon Trigger systems. We show results from analyses of cosmic ray data recorded in situ and verify, where possible, that the Level-1 trigger meets the requirements and will be ready for data taking.