

MONITORAÇÃO ONLINE E PROCESSAMENTO DISTRIBUÍDO PARA UM  
AMBIENTE COM ALTA TAXA DE EVENTOS E FINA SEGMENTAÇÃO

Herman Pessoa Lima Júnior

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO  
DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR  
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Aprovada por:

---

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

---

Prof. Ademarlaudo França Barbosa, D.Sc.

---

Prof. Antonio Carneiro de Mesquita Filho, Dr.d'État

---

Prof. Antonio Petraglia, Ph.D.

---

Prof. Basilio de Bragança Pereira, Ph.D.

---

Prof. Raimundo Carlos Silvério Freire, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

OUTUBRO DE 2006

LIMA JÚNIOR, HERMAN PESSOA

Monitoração online e processamento  
distribuído para um ambiente com alta  
taxa de eventos e fina segmentação [Rio  
de Janeiro]2006

X,154 pp 29,7 cm (COPPE/UFRJ, D.Sc.,  
Engenharia Elétrica, 2006)

Tese - Universidade Federal do Rio de  
Janeiro, COPPE

1.Monitoração Online 2.Calorimetria  
3.Compactação de Sinais 4.Análise de  
Componentes Principais 5.Discriminação  
de Partículas 6.Detector ATLAS 6.Física  
de Partículas

I.COPPE/UFRJ      II.Título (série)

## Agradecimentos

Meus agradecimentos vão para todos aqueles que contribuíram de alguma forma para a realização deste trabalho.

Agradeço inicialmente a Deus, por me proporcionar todas as oportunidades necessárias para que eu chegasse até aqui. Acredito que não basta esforço pessoal e força de vontade, é imprescindível um conjunto de condições que permitam ao indivíduo atingir seus objetivos.

Agradeço imensamente a minha mãe, Tais, por me ensinar desde cedo o grande valor da educação e da cultura na vida de um indivíduo. Também sou eternamente grato por ela ter me dado a vida e com muita sabedoria me ensinado como viver com liberdade e responsabilidade. Sou muitíssimo grato a minha avó Helena que, com muito amor e dedicação, sempre ajudou e compartilhou da minha criação e educação.

Agradeço a minha esposa Marcia, por ter me apoiado desde o início da tese até sua conclusão. Obrigado pela coragem de pedir demissão e ir morar comigo, no exterior, no primeiro ano do doutorado. Em tempos difíceis como esses, é realmente uma grande prova de amor e dedicação. Um beijão!

Sou grato a José Manoel de Seixas, meu orientador, pelas oportunidades e ensinamentos. Agradeço também pela experiência ímpar, que foi morar e desenvolver parte do trabalho no exterior, num centro de excelência como o CERN.

Agradeço aos colaboradores do LPS, que me auxiliaram sempre que necessário no trabalho do Nível 2 de filtragem. São eles: André dos Anjos, Danilo Lima, Rodrigo Torres, João Souza Filho, Bruno Carneiro e Thiago Xavier.

Agradeço ao pessoal do CERN, em especial ao grupo do Nível 1 de filtragem do ATLAS. Obrigado pelo ótimo convívio e pela troca inestimável de experiência. São eles: Nick Ellis, Philippe Farthouat, Georges Schuler, Ralf Spiwoks, Stefan Haas e Rui Teixeira.

Finalmente, agradeço às agências de fomento CAPES e CNPq pelo suporte financeiro. Agradeço à COPPE/UFRJ, ao CERN e ao CBPF por toda a infraestrutura que me ofereceram durante estes anos.

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

## MONITORAÇÃO ONLINE E PROCESSAMENTO DISTRIBUÍDO PARA UM AMBIENTE COM ALTA TAXA DE EVENTOS E FINA SEGMENTAÇÃO

Herman Pessoa Lima Júnior

Outubro/2006

Orientador: José Manoel de Seixas

Programa: Engenharia Elétrica

O ATLAS é um dos maiores experimentos, em física em altas energias, que irá operar no acelerador de partículas LHC. A grande quantidade de informação produzida por colisão exige um complexo sistema de filtragem, que irá selecionar *online* os eventos mais interessantes para a física investigada. Este trabalho atua na monitoração, compactação e classificação dos eventos de calorimetria do ATLAS. Um sistema de monitoração foi implementado, no primeiro nível de filtragem, para monitorar *online* objetos físicos selecionados. Uma proposta de processamento de sinais é apresentada para o segundo nível de filtragem, envolvendo: compactação, segmentada e não-segmentada, de regiões de interesse previamente selecionadas pelo primeiro nível, e classificação da informação compactada através de redes neurais. O sistema de monitoração foi testado em laboratório e integrado a outros sub-sistemas. O processamento no segundo nível utilizou eventos simulados no canal elétron-jato. Altas taxas de compactação foram obtidas através da Análise de Componentes Principais - 97% na compactação segmentada e 90% na não-segmentada (preservando 95% da variância original). Na etapa de classificação, uma eficiência na detecção de elétrons de 97% foi alcançada, para falso alarme abaixo de 3%.

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

ONLINE MONITORING AND DISTRIBUTED PROCESSING FOR AN  
ENVIRONMENT WITH HIGH EVENTS RATE AND THIN SEGMENTATION

Herman Pessoa Lima Júnior

October/2006

Advisor: José Manoel de Seixas

Department: Electrical Engineering

ATLAS is one of the largest experiments, in high-energy physics, that will operate within the LHC particle accelerator. The high amount of information produced per collision requires a complex trigger system, which will perform online selection of interesting events for the physics under investigation. This work concentrates on the monitoring, compaction and classification of calorimetry events in ATLAS. A monitoring system has been implemented, in the first-level trigger, for online monitoring of physics objects selected. A signal processing proposal is presented for the second-level trigger, including: segmented, and non-segmented, compaction of regions of interest previously selected by the first-level trigger, and classification of the compact information by means of neural networks. The monitoring system has been tested at laboratory and when integrated to other sub-systems. The signal processing at the second-level trigger made use of simulated events on the electron-jet channel. High compaction rates has been achieved by using Principal Component Analysis - 97% in segmented compaction and 90% in non-segmented (preserving 95% of original variance). In the classification stage, a detection efficiency for electrons of 97% has been achieved, for false alarm below 3%.

# Conteúdo

<b>Definições e Acrônimos</b>	<b>ix</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Contexto . . . . .	1
1.2 Motivação . . . . .	4
1.3 Objetivos . . . . .	5
1.4 Visão geral do trabalho realizado . . . . .	6
1.5 Organização do documento . . . . .	7
<b>2 O Experimento ATLAS</b>	<b>9</b>
2.1 O Ambiente de Física de Altas Energias . . . . .	9
2.2 Sistema de Filtragem do ATLAS . . . . .	14
2.3 Nível 1 de Filtragem . . . . .	16
2.3.1 Filtro do Calorímetro . . . . .	20
2.3.2 Filtro do Múon . . . . .	21
2.3.3 Processador Central de Trigger . . . . .	22
2.3.4 TTC . . . . .	24
2.4 Nível 2 de Filtragem . . . . .	25
2.4.1 Objetos físicos relevantes para a seleção de eventos . . . . .	25
2.4.2 Arquitetura do Nível 2 de Filtragem . . . . .	28
2.4.3 O Processamento . . . . .	29
2.4.4 O algoritmo T2Calo . . . . .	30
<b>3 Monitoração Online do Nível 1 de Filtragem</b>	<b>33</b>
3.1 A informação no Nível 1 de Filtragem . . . . .	33
3.2 O Sistema de Monitoração (CTP_MON) . . . . .	35

3.2.1	Arquitetura e funcionamento . . . . .	37
3.2.2	Simulações . . . . .	48
3.2.3	Testes em Laboratório . . . . .	57
3.2.4	Teste Combinado com Feixe de Partículas . . . . .	59
<b>4</b>	<b>Compactação da Informação de Calorimetria</b>	<b>64</b>
4.1	O Sistema de Calorimetria do ATLAS . . . . .	64
4.1.1	Calorímetro Eletromagnético . . . . .	66
4.1.2	Calorímetro Hadrônico . . . . .	69
4.2	Visão geral do processamento proposto . . . . .	72
4.3	Base de dados . . . . .	75
4.4	Formatação da Região de Interesse (ROI) . . . . .	76
4.5	Compactação Segmentada e Não-segmentada . . . . .	83
4.5.1	Pré-processamento por soma de células . . . . .	86
4.5.2	Normalização em energia . . . . .	87
4.5.3	Resultados da compactação segmentada (SPCA) . . . . .	88
4.5.4	Resultados da compactação não-segmentada . . . . .	94
<b>5</b>	<b>Classificação dos Eventos</b>	<b>101</b>
5.1	O Classificador Neural . . . . .	101
5.2	Análise de relevância . . . . .	103
5.3	Resultados da Classificação . . . . .	104
5.3.1	Eventos com pré-processamento por soma de células . . . . .	104
5.3.2	Eventos compactados por PCA segmentada (SPCA) . . . . .	111
5.3.3	Eventos compactados por PCA não-segmentada . . . . .	125
<b>6</b>	<b>Conclusões e Perspectivas</b>	<b>132</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>136</b>
<b>A</b>	<b>Dimensões e coordenadas do detector ATLAS</b>	<b>142</b>
<b>B</b>	<b>Especificações das FPGAs</b>	<b>145</b>
<b>C</b>	<b>Análise de Componentes Principais</b>	<b>148</b>





# Definições e Acrônimos

ALICE - A Large Ion Collider Experiment at CERN LHC

ASIC - Application Specific Integrated Circuit

ATLAS - A Toroidal LHC ApparatuS

BCID - Bunch-Crossing ID

BCK - Bunch-Crossing Clock

CPLD - Complex Programmable Logic Device

CMS - Compact Muon Solenoid

CTP - Central Trigger Processor

DAQ - Data Acquisition

DSP - Digital Signal Processor

FIFO - First-In First-Out

FPGA - Field Programmable Gate Array

HDL - Hardware Description Language

LHC - Large Hadron Collider

LUT - Look-Up Table

PC - Personal Computer

PCA - Principal Component Analysis

PIT - Pattern-In-Time

ROB - Readout Buffer

ROC - Region Of Characteristics

ROD - Readout Driver

ROI - Region Of Interest

RPC - Resistive-Plate Chamber

TGC - Thin-Gap Chamber

TTC - Timing, Trigger and Control

VHDL - Very high speed integrated circuit HDL

# Capítulo 1

## Introdução

Neste capítulo apresentamos o contexto no qual se insere este trabalho, sua motivação e seu objetivo. Ao final, descrevemos como está organizado este documento.

### 1.1 Contexto

O processamento digital de sinais em tempo real e suas aplicações vêm avançando significativamente ao longo das últimas décadas. Este avanço tem grande impacto em diversos produtos eletrônicos de consumo, que se tornam cada vez mais inteligentes, rápidos e menores. Além do mercado de consumo, as tecnologias avançadas em processamento digital de sinais são empregadas em outras áreas de importância estratégica, como a pesquisa científica básica ou aplicada.

No contexto da pesquisa científica, algumas características são essenciais para o processamento de sinais em tempo real: velocidade, flexibilidade e eficiência. Diversos experimentos científicos têm que lidar, frequentemente, com um grande volume de sinais no menor tempo possível. A velocidade e a eficiência com que um experimento consegue processar suas medidas pode ter um impacto decisivo nos resultados da pesquisa. Portanto, torna-se imprescindível o uso de tecnologias confiáveis e de alto desempenho no projeto dos sistemas de medição. No intuito de alcançar alta velocidade, encontramos abordagens como processamento distribuído da informação e compactação de sinais. No primeiro caso, o processamento da informação é distribuído por várias unidades de processamento, que executam suas

tarefas em paralelo. Fica claro que o tempo global para a execução de um algoritmo complexo pode, desta forma, ser reduzido drasticamente. A abordagem de compactação dos sinais é, principalmente, utilizada em sistemas onde a informação possui alta dimensão. Neste caso, introduz-se um pré-processamento onde a dimensão original da informação é reduzida por meio de algum processo topológico ou estatístico.

Para a tarefa de compactação de sinais, existem hoje diversas técnicas estatísticas que, além de reduzir a dimensão original dos dados, destacam a informação mais relevante para o processamento de interesse. Entre estas técnicas, podemos citar a Análise de Componentes Principais (PCA - *Principal Component Analysis*). A PCA é uma técnica bastante popular. Ela projeta o processo estocástico original sobre uma nova base ortogonal, realçando as direções de máxima variância do processo. Desta forma, com um número reduzido de variáveis, pode-se representar uma grande parcela da variância (energia do processo) dos sinais, sendo isto interessante do ponto de vista de representação, compactação, ou mesmo discriminação de características.

Outro fator importante em experimentos científicos é a flexibilidade dos sistemas desenvolvidos. Esta flexibilidade pode significar, por exemplo, a possibilidade de atualização rápida de um sistema sem grandes custos para o experimento. Outras características também são importantes no desenvolvimento de sistemas voltados para processamento em tempo real, como tempo de desenvolvimento, facilidade de descrição (modelagem) de projeto, facilidade de manutenção, etc.

Com relação às tecnologias disponíveis para a implementação de sistemas com processamento em tempo real, o uso de dispositivos diferenciados e mais rápidos que circuitos integrados mais tradicionais tornou-se frequente. Assim, vemos o surgimento dos processadores digitais de sinais, conhecidos como DSP (*Digital Signal Processor*), os dispositivos lógicos programáveis, com destaque para a FPGA (*Field Programmable Gate Array*), e o ASIC (*Application Specific Integrated Circuit*). Dependendo do tipo de processamento, estes dispositivos podem alcançar velocidade muito superior em relação aos tradicionais microprocessadores. O DSP é um processador com arquitetura otimizada para aplicações de processamento matemático intensivo e repetitivo. É utilizado em diversas áreas da engenharia, como processa-

mento de áudio e vídeo, segurança em redes de dados, telecomunicações e automação industrial. Uma de suas maiores vantagens em relação a outras tecnologias, como a FPGA e o ASIC, é sua flexibilidade de programação. Como ele permite programação de alto nível, requer um tempo menor no desenvolvimento de algoritmos complexos, também apresentando maior facilidade na manutenção dos sistemas a longo prazo. Os dispositivos DSP de maior performance podem alcançar taxas de até 1800 MFLOPS, ou seja, mais de 1 bilhão de operações em ponto flutuante por segundo, possibilitando a implementação de algoritmos complexos de forma *online* ou em tempo real.

Porém, se por um lado o DSP se tornou a tecnologia mais indicada para processamento matemático de alto desempenho, por outro, em aplicações que exigem altíssima velocidade e também processamento de mais baixo nível, FPGA e ASIC surgem como as tecnologias mais indicadas. FPGA é um dispositivo lógico programável, baseado em *Look-Up Tables* (LUT), que pode implementar circuitos combinacionais e sequenciais. A FPGA oferece grande quantidade de *flip-flops* tipo D (registradores), além de conter blocos dedicados como memória, PLL (*Phase Locked Loop*) e blocos especiais para multiplicação-acumulação. Por esta grande flexibilidade, a FPGA representa hoje o estado da arte em dispositivo reconfigurável voltado para projetos de circuitos digitais de alta velocidade. Além disto, com o advento das linguagens de descrição de *hardware*, HDL (*Hardware Description Language*), a FPGA se tornou a melhor opção para o desenvolvimento de circuitos de grande complexidade, onde muitas vezes o desenvolvimento é distribuído entre vários projetistas. Este fator foi decisivo para a sua inserção no projeto de produtos eletrônicos de consumo, onde o tempo de desenvolvimento é determinante para o sucesso, ou fracasso, no mercado. Por fim, tratando-se de projetos de grande porte, que demandem elevada produção de circuitos integrados, o ASIC se apresenta como a melhor opção em relação ao custo-benefício. Em comparação com a FPGA, o ASIC consome menos potência, fornece maior densidade de circuito e, em geral, atinge maior velocidade de processamento. Ainda assim, para aplicações que demandem poucas unidades e necessitem capacidade de reconfiguração, a FPGA é mais indicada que o ASIC com relação ao custo-benefício.

## 1.2 Motivação

Entre as áreas de pesquisa que exigem alta velocidade no processamento de informação, com elevada dimensionalidade, encontramos a Física de Altas Energias, que se dedica ao estudo das partículas elementares e suas interações. Com o objetivo de estudar os blocos fundamentais da matéria, grandes aceleradores de partículas são projetados e construídos para promover colisões entre partículas elementares, permitindo a análise das reações resultantes. Grandes laboratórios dedicados à Física de Altas Energias, como o CERN (Organização Européia para a Pesquisa Nuclear) e o Fermilab, são os principais responsáveis por avanços nesta área da ciência. Nestes laboratórios, são desenvolvidos continuamente novos aceleradores, assim como os detectores que serão utilizados na detecção e gravação dos eventos resultantes das colisões.

À medida que novos aceleradores de partículas são construídos, variáveis como taxa de colisão e número de canais de leitura dos detectores aumentam consideravelmente, com o objetivo de investigar-se mais a fundo a estrutura do átomo e as forças de interação sub-atômicas. Como consequência do maior número de canais, e da alta taxa de colisão, os experimentos em Física de Altas Energias necessitam invariavelmente de sistemas de filtragem *online* complexos, que devem reduzir a taxa inicial dos eventos para valores razoáveis, possibilitando o armazenamento permanente dos dados de interesse para estudo posterior. Além das variáveis mencionadas, outro fator importante que determina a necessidade de sistemas de filtragem é que grande parte dos eventos gerados pelos colisionadores modernos não contém física de interesse para o experimento, constituindo apenas o seu ruído de fundo. Devido a estes requisitos, os sistemas de aquisição e filtragem dos experimentos modernos utilizam, em larga escala, tecnologias como FPGA, ou redes de processadores, que oferecem o desempenho mais adequado aos projetos. Além disso, devido à granularidade fina dos novos detectores e, por consequência, a alta dimensão dos eventos originais, torna-se cada vez mais interessante o emprego de técnicas de processamento estatístico de sinais, como a PCA, na compactação inicial dos dados, durante o processo de filtragem.

O trabalho desenvolvido nesta tese está inserido no sistema de filtragem do ATLAS [1], um dos cinco experimentos atualmente em construção no CERN, no

âmbito do novo acelerador de partículas LHC (*Large Hadron Collider*). O ATLAS é um experimento de propósito geral que irá detectar e gravar os resultados das colisões próton-próton do LHC. Entre os temas que serão estudados pelo ATLAS estão a investigação do bóson de Higgs, dos mecanismos de quebra de simetria, entre outros fenômenos.

### 1.3 Objetivos

O trabalho desenvolvido está relacionado à monitoração, compactação e classificação *online* de sinais dos sub-detectores do ATLAS. A monitoração é realizada no primeiro nível de filtragem, onde uma observação contínua dos objetos resultantes das colisões é necessária. A compactação e a classificação de eventos aprovados no primeiro nível é realizada no segundo nível de filtragem, onde algoritmos mais complexos são aplicados sobre informação de alta dimensão.

A primeira parte deste trabalho diz respeito à monitoração *online*. A motivação para o desenvolvimento do sistema de monitoração é a necessidade da observação constante de parâmetros relativos à qualidade do feixe de prótons, no acelerador LHC, assim como o funcionamento dos sub-detectores, que fornecem informação para a filtragem de mais baixo nível do experimento (Calorímetro e Múon). O sistema de monitoração é implementado basicamente em *hardware*, de modo a atender a taxa de eventos de 40 MHz. O sistema se baseia em circuitos digitais de alta velocidade, incluindo FPGA e memórias FIFO, que processam até 160 sinais de *trigger*. Este sistema utiliza processamento *pipeline* e máquinas de estado, visando atender às demandas de velocidade e temporização do Nível 1.

O trabalho realizado no segundo nível inclui análises e testes de algoritmos para compactação e separação de eventos no canal de interesse elétron-jato. A discriminação de partículas neste canal é de grande importância para o experimento, visto que elétrons com alto momento transversal ( $p_T$ ) fazem parte de várias assinaturas do bóson de Higgs, sendo um dos objetos mais importantes a ser detectado no ATLAS. Devido à configuração do Nível 1, e à informação disponível para a discriminação neste primeiro nível de filtragem, um alto *background* de jatos irá contaminar os eventos considerados elétrons. Em valores aproximados, para cada 25000 eventos

considerados elétrons pelo Nível 1, somente um será realmente elétron.

Para a compactação e classificação dos eventos utilizamos, respectivamente, técnicas de processamento estocástico e redes neurais para o processamento dos sinais provenientes do sistema de calorimetria do ATLAS. A compactação é feita sobre regiões do detector correspondentes a eventos validados no primeiro nível de filtragem. Esta compactação dos eventos é baseada na Análise de Componentes Principais (PCA), sendo aplicada ambas não-segmentada e segmentada, visando explorar a característica segmentada do calorímetro. Para ambos os casos, a classificação dos eventos pré-processados é realizada através de redes neurais, que têm demonstrado grande capacidade de separação de partículas em diversos trabalhos já realizados. Todo o processamento proposto tem em vista que, em sua versão final, o nível 2 de filtragem será executado num ambiente de processamento distribuído, de forma *online*, onde cerca de 500 processadores duais estarão conectados através de uma rede dedicada (tecnologia Gigabit Ethernet).

## 1.4 Visão geral do trabalho realizado

O projeto do sistema de monitoração foi concluído e verificado com êxito através de testes em laboratório e um teste integrado do nível 1 com feixe de partículas. Neste último, parte dos sub-sistemas que compõem o nível 1 estavam presentes, permitindo verificar a funcionalidade e a operacionalidade do sistema de monitoração de forma integrada.

A proposta de compactação e classificação de eventos no nível 2 foi estudada com base em eventos de elétrons e jatos simulados no CERN. A compactação dos sinais demonstrou grande capacidade de redução de dimensão através do uso da PCA. Algumas possibilidades, envolvendo formatação e normalização, foram implementadas e testadas, mostrando bons resultados finais de classificação, em termos de eficiência de detecção de elétrons versus falso alarme. Também foi verificada uma abordagem de compactação segmentada com PCA, visando explorar o ambiente segmentado de calorimetria do ATLAS. Os resultados finais de classificação superam o algoritmo de referência T2Calo [2], atualmente adotado no nível 2 de filtragem do ATLAS. Este algoritmo apresenta uma eficiência de detecção de elétrons em torno



de 92%, enquanto o processamento estudado atingiu mais de 97%.

## 1.5 Organização do documento

Este documento está organizado da seguinte forma: O Capítulo 2 apresenta, inicialmente, o ambiente de Física de Altas Energias, destacando o CERN, o acelerador LHC e o experimento ATLAS. Em seguida, são descritos o Sistema de Filtragem do ATLAS e, mais especificamente, os níveis 1 e 2. Na descrição do Nível 1, são abordados os sub-sistemas Filtro do Calorímetro, Filtro do Múon, Processador Central de *Trigger* (CTP) e TTC (*Timing, Trigger and Control*). Concluindo, o capítulo faz uma breve introdução ao Sistema de Monitoração Online, apresentando seus objetivos e especificações.

No Capítulo 3, apresentamos o contexto, o objetivo e o projeto do Sistema de Monitoração Online. Abordamos inicialmente que tipo de informação será monitorada, do ponto de vista da física do experimento, e o motivo da monitoração. Em seguida, são apresentados a arquitetura do sistema, especificações e funcionamento, geral e de cada bloco. São apresentados resultados de simulações realizadas no nível das FPGA e do módulo. São descritos os testes iniciais, em laboratório, com o primeiro protótipo fabricado do sistema de monitoração. Finalmente, são mostrados os resultados experimentais obtidos com o sistema operando em um teste integrado do Nível 1 (*combined testbeam*), utilizando feixe de partículas.

O Capítulo 4 inicia com uma descrição mais detalhada do sistema de calorimetria do ATLAS. Em seguida, é apresentado o processamento proposto para o nível 2 neste trabalho. São mostrados então os resultados de compactação para as diferentes propostas de formatação e normalização dos eventos da base de dados.

O Capítulo 5 apresenta os resultados da classificação da informação compactada. O capítulo inicia descrevendo o classificador neural utilizado. Em seguida, são mostrados os resultados da classificação através, principalmente, de curvas de eficiência de detecção de elétrons versus falso alarme (jatos classificados como elétrons). Todos os resultados expostos utilizaram uma base de dados contendo eventos gerados através de simulação por Monte Carlo.

O Capítulo 6 encerra a tese com as conclusões gerais sobre o trabalho de-

envolvido, apresentando também propostas para possíveis extensões de partes do trabalho.

# Capítulo 2

## O Experimento ATLAS

Apresentamos neste capítulo o ambiente de Física de Altas Energias, o acelerador de partículas LHC (*Large Hadron Collider*) e o detector ATLAS. Em seguida, descrevemos o Sistema de Filtragem do ATLAS, abordando sua arquitetura e funcionamento. Abordamos com mais detalhes o Nível 1, incluindo os sub-sistemas Filtro do Calorímetro, Filtro do Múon, CTP (*Central Trigger Processor*) e TTC (*Timing, Trigger and Control*), e o Nível 2.

### 2.1 O Ambiente de Física de Altas Energias

Em meados da década de 1930, a compreensão da estrutura fundamental da matéria [3], [4], [5] parecia quase completa. Prótons, nêutrons e elétrons eram considerados os blocos básicos de toda a matéria. Entretanto, algumas questões permaneciam sem resposta, entre elas:

1. que forças mantêm os prótons e nêutrons juntos, para formar o núcleo?
2. quais eram as forças envolvidas nos decaimentos radioativos, que produziam os raios alfa, beta e gamma?

Para estudar o núcleo, e as interações dos nêutrons e prótons que o formam, os físicos precisavam de uma ferramenta que pudesse investigar o interior do núcleo, assim como os experimentos de espalhamento (*scattering*) haviam investigado o interior do átomo. O acelerador de partículas [6], [7] é uma ferramenta que permite aos físicos a observação de estruturas muito pequenas, através da produção de partículas

com alto momento transverso e, conseqüentemente, curto comprimento de onda. O comprimento de onda ( $\lambda$ ) é inversamente proporcional ao momento da partícula ( $p$ ), através da relação  $\lambda = h/p$ , onde  $h$  é a constante de Planck.

Experimentos em Física de Altas Energias estudam as colisões de partículas com alta energia, produzidas nos aceleradores. Nos experimentos mais modernos, grandes detectores multicamadas são construídos ao redor do ponto de colisão. Cada camada do detector tem uma função específica na determinação da trajetória e na identificação de cada uma das muitas partículas que podem ser produzidas em uma única colisão. Através da pesquisa em Física de Altas Energias, vários tipos de partículas similares aos prótons e nêutrons (chamadas bárions), e uma nova família de partículas chamadas mésons, foram descobertas. No início da década de 60, uma centena de tipos de partículas haviam sido identificadas, e os físicos ainda não tinham uma compreensão completa das forças fundamentais. Neste cenário, em 1964, dois físicos - Murray Gell-Mann e George Zweig - independentemente lançaram a idéia que os nêutrons e prótons, e todas as novas partículas descobertas, poderiam ser explicadas por um conjunto ainda menor de tipos de partículas. Gell-Mann chamou-os então de quarks. Eles podiam explicar todos os bárions e mésons observados com somente três tipos de quarks (atualmente chamados de *up*, *down* e *strange*) e seus antiquarks. O lado revolucionário da idéia era que eles tinham que designar aos quarks cargas elétricas de  $2/3$  e  $-1/3$ , em unidades da carga do próton. E estas cargas nunca haviam sido observadas.

Após aproximadamente trinta anos de pesquisa, e vários experimentos, a idéia do quark foi confirmada. Isto agora é parte do chamado Modelo Padrão das Partículas Fundamentais e das Interações [8]. Novas descobertas mostraram que existem, na verdade, seis tipos de quarks, chamados *up*, *down*, *strange*, *charm*, *bottom* e *top*, em ordem crescente de massa. Além disso, existem seis tipos de partículas, incluindo o elétron, chamadas léptons. O Modelo Padrão abrange as interações forte, fraca e eletromagnética dos quarks e léptons, explicando desta forma a coesão do núcleo e os decaimentos.

O Modelo Padrão responde muitas questões sobre a estrutura e a estabilidade da matéria, com seus seis quarks, seis leptons, e quatro tipos de forças. Apesar disso, algumas perguntas ainda estão sem resposta: Porque existem três tipos de quarks

e léptons para cada carga? Existe alguma explicação para sua massa? Existem mais tipos de partículas e forças a serem descobertas por aceleradores de energia ainda maior? Os quarks e os léptons são realmente fundamentais, ou eles apresentam alguma sub-estrutura? As interações gravitacionais podem ser incluídas no Modelo Padrão? Quais partículas formam a matéria escura no universo? Todas estas questões levam os físicos a projetar e contruir novos aceleradores ainda nos dias de hoje, procurando produzir colisões com energias ainda maiores. Estes novos aceleradores, assim como os novos experimentos, são desenvolvidos principalmente em grandes laboratórios, como o CERN (Europa), Fermilab (EUA), DESY (Alemanha) e KEK (Japão).

O CERN [9] é o maior centro de pesquisas em física de partículas no mundo. Fundado no ano de 1954 em Genebra, Suíça, foi uma das primeiras organizações internacionais baseada em um sistema de parceria entre vários países (20 estados membros). O objetivo primário do laboratório é estudar e explorar duas questões fundamentais da física: a composição da matéria e que forças existem para manter a matéria unida. Para alcançar este objetivo, estudos e experimentos são realizados continuamente no laboratório, destacando-se os aceleradores de partículas, nos quais dois feixes de partículas são acelerados no interior de um anel, em sentidos contrários. Este dois feixes colidem em pontos centrais de grandes detectores, e desta colisão resultam partículas sub-atômicas que são emitidas em várias direções. As partículas são detectadas e gravadas pelos detectores e seus respectivos sistemas de aquisição, e suas características são estudadas posteriormente por pesquisadores de todo o mundo. O CERN funciona num contexto de colaboração internacional, sendo que atualmente cerca de 50 países estão envolvidos nos experimentos em desenvolvimento no laboratório.

Entre os experimentos de maior destaque, atualmente em construção no CERN, está o LHC (*Large Hadron Collider*) [10], que será o maior acelerador de partículas já construído, quando entrar em operação em 2007. O LHC irá acelerar dois feixes de prótons e, entre outros objetivos, tentará provar a existência de partículas sub-atômicas da matéria previstas pela física teórica, como por exemplo o bóson de Higgs. O LHC irá atingir uma energia, no centro de massa do feixe, de 14 TeV, utilizando um anel circular com 27 km de circunferência, localizado a 100 m abaixo

da superfície. Esta será a maior energia já alcançada por um acelerador. O feixe de partículas do LHC será formado por 2808 pacotes de prótons [11], espaçados de 25 ns centro a centro. Portanto, os pacotes irão colidir a uma taxa constante de 40 MHz no ponto central dos detectores. Os cinco experimentos (detectores) envolvidos no LHC (ATLAS, CMS, ALICE, LHCb e TOTEM) irão implementar sistemas síncronos de aquisição de dados com frequência de operação de 40 MHz.

O ATLAS [12] é um experimento de propósito geral para detecção e gravação de colisões próton-próton no LHC. A colaboração no experimento ATLAS envolve 35 países, 150 universidades e laboratórios, e cerca de 1800 físicos e engenheiros (incluindo 400 estudantes). O projeto do detector foi otimizado para cobrir a maior quantidade possível de física no LHC. Entre os assuntos que serão investigados, podemos citar: existência do bóson de Higgs, explicação para os mecanismos espontâneos de quebra de simetria, procura por partículas super-simétricas, novos bósons de Gauge e leptoquarks. O detector tem formato cilíndrico e foi projetado para cobrir um ângulo sólido próximo a  $4\pi$ , ao redor da região de colisão das partículas. Três sub-detectores básicos compõem o ATLAS (em ordem da camada mais interna para a mais externa): o Detector de Trajetórias (*Inner Detector*), os calorímetros Eletromagnético e Hadrônico (*Calorimeter Detector*), e o detector de Múon (*Muon Detector*), como ilustra a Figura 2.1. Em dimensões totais, o ATLAS possui diâmetro de 22 m, comprimento de 42 m e peso em torno de 7000 toneladas.

O *Inner Detector* [13] se localiza diretamente em torno da região de interação das partículas. É formado por detectores *pixel* e *strip* discretos de alta resolução, fabricados em silício. Tem capacidade para reconhecimento de padrão, medidas de momento, e de vertex, definindo trajetórias de partículas carregadas com grande precisão.

Os calorímetros eletromagnético e hadrônico são detectores de fina granularidade baseados em Argônio líquido, com excelente desempenho em termos de energia e resolução de posição. O Calorímetro Eletromagnético [14] mede a energia total de pósitrons, elétrons e fótons. Essas partículas produzem chuveiros de pares pósitron/elétron no material. Os elétrons, ou pósitrons, são defletidos pelos campos elétricos dos átomos, provocando a irradiação de fótons. Os fótons, então, produzem pares pósitron/elétron, que por sua vez irradiam mais fótons, e assim

por diante. Esta sequência em cascata é chamada de chuva eletromagnética. O número final de pares é proporcional à energia da partícula original. O Calorímetro Hadrônico [15] mede a energia total dos hádrons. Estes interagem com o denso material do detector, produzindo um chuva de partículas carregadas. A energia destas partículas é então depositada e medida.

O detector de Múon [16], que envolve toda a calorimetria, é um sistema toroidal com núcleo de ar formado por um longo barril e duas tampas (*end-caps*) magnéticas. Estes componentes produzem um grande volume de campo magnético e uma grande potência de deflexão, com uma estrutura leve e aberta. Desta forma, efeitos de múltiplo espalhamento são mínimos, possibilitando excelente resolução na medida de momento do múon, através de três estações com câmaras de trajetórias (*tracking chambers*) de alta precisão. Além disso, câmaras rápidas de *trigger* complementam o sistema.

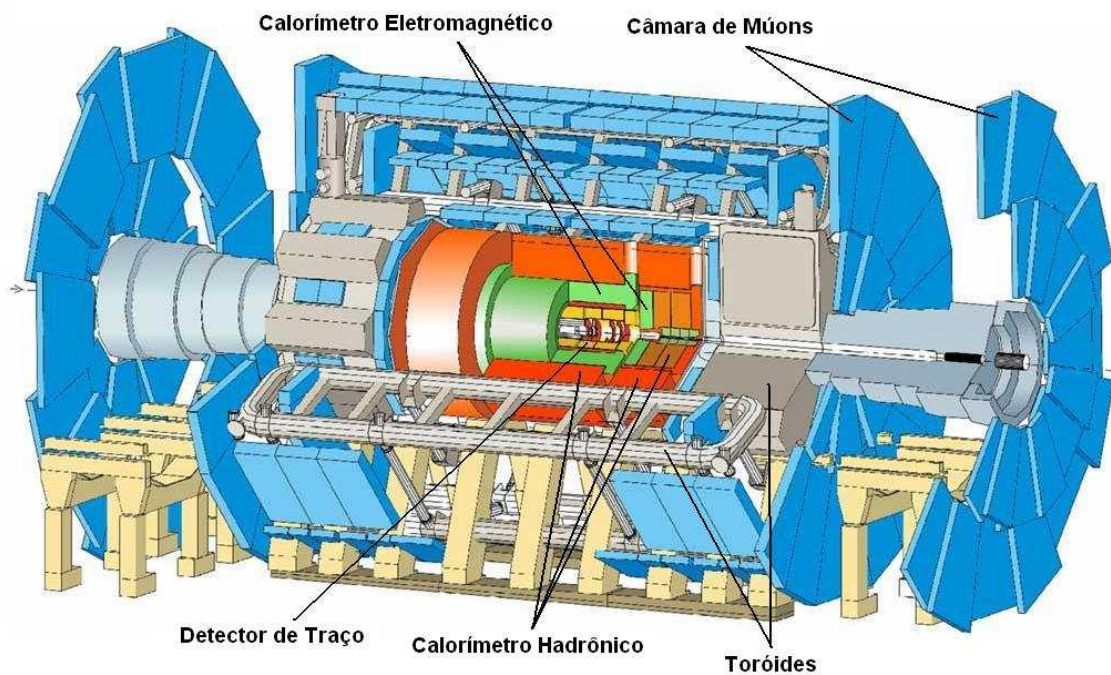


Figura 2.1: Detector ATLAS. Extraído de [12].

## 2.2 Sistema de Filtragem do ATLAS

A taxa de interação das partículas no ponto central do ATLAS é estimada em 1 bilhão de colisões por segundo. Considerando a impossibilidade tecnológica de armazenamento permanente deste alto volume de dados, e a grande quantidade gerada de eventos sem interesse, torna-se necessário o projeto de um sistema de filtragem que reduza a taxa inicial de eventos para valores razoáveis e adequados aos objetivos do experimento.

O sistema de filtragem e aquisição de dados do ATLAS é dividido em três partes distintas - Nível 1, Nível 2 e Filtro de Eventos - como ilustra a Figura 2.2. Os três níveis operam de forma sequencial na seleção de eventos de interesse para a física do experimento. A cada nível de seleção, uma grande quantidade de eventos sem interesse é descartada, fazendo com que, ao final do último estágio, seja conseguida uma redução total de 40 MHz (taxa de colisões dos pacotes) para, no máximo, 100 Hz.

Como ilustrado na Figura 2.2, os sistemas de filtragem e aquisição de dados operam em paralelo no sentido do fluxo dos dados, sendo os Níveis 1 e 2 representados pelos círculos à esquerda na figura.

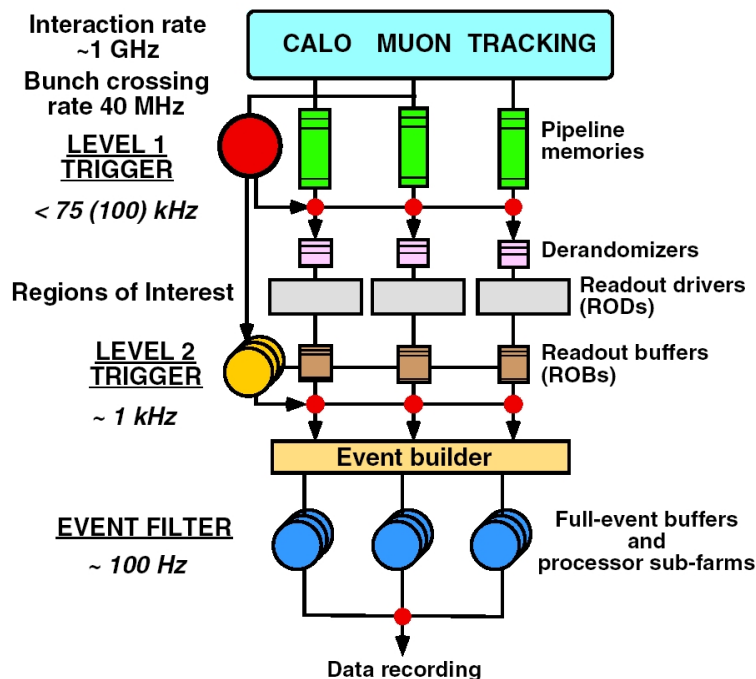


Figura 2.2: Sistema de Filtragem do experimento ATLAS. Extraído de [17].



O primeiro nível de filtragem [17] recebe os eventos a uma taxa de 40 MHz, que corresponde à taxa de colisão dos pacotes de prótons no feixe do LHC. Este nível trabalha com uma informação compactada de calorimetria e das câmaras rápidas de múons. O Nível 1 é utilizado para realizar uma primeira seleção de eventos, além de identificar regiões de interesse (*Region-Of-Interest, ROI*), que serão enviadas ao Nível 2. Uma ROI indica uma região com características potencialmente interessantes dos eventos selecionados pelo Nível 1, assim como os níveis de *threshold* ultrapassados pelos eventos. Estas regiões contêm, entre outras características, grupos de partículas com alto momento transversal ( $p_T$ ), sendo estas partículas elétrons, fótons, jatos e múons. Devido a elevada taxa de eventos, todo o Nível 1 é implementado em *hardware* dedicado, utilizando dispositivos FPGA de alta velocidade para o processamento de sinais e o padrão VME para comunicação de dados.

A taxa de eventos selecionados na saída do primeiro nível é de, no máximo, 100 mil eventos por segundo (100 kHz). A latência, ou seja, o tempo máximo disponível para tomar a decisão de aceitação de um evento, é de  $2,5 \mu s$ . Durante este período, todos os dados lidos dos detectores são armazenados em memórias *pipeline*, ver Figura 2.2. Entre as memórias *pipeline* e o *Event Builder* existem três tipos de *buffers* na cadeia de leitura dos dados, chamados *Derandomizers*, *Readout Drivers* (ROD) e *Readout Buffers* (ROB). Localizados ainda próximos dos detectores, os *Derandomizers* podem armazenar dados correspondentes a poucos eventos, sendo necessários entretanto para equalizar a banda limitada dos canais de leitura (*front-end links*), projetados para aceitar a taxa média de trigger do Nível 1, com a chegada aleatória do sinal aceita/rejeita do Nível 1. Os *Readout Drivers*, localizados em uma sala de controle subterrânea, recebem somente os dados correspondentes aos eventos selecionados pelo Nível 1, formatam estes eventos em vários fragmentos, e os enviam aos ROB. Existem aproximadamente 1600 ROD, sendo que cada um envia determinado fragmento do evento, aos respectivos ROB, a uma taxa de até 100 kHz (taxa máxima de aceitação do Nível 1). No caso de um ou mais ROD se aproximarem do seu limite de preenchimento, um sinal (ROD\_BUSY) é enviado para a introdução de tempo morto no Nível 1. Os eventos fragmentados, recebidos pelos ROB, têm que ser enviados para os dois últimos níveis de filtragem (Nível 2 e *Event Filter*) e, no caso dos eventos selecionados, enviados para armazenamento permanente. Os

dados ficam retidos nos ROBs até que o Nível 2 tome a decisão final de aceitar ou rejeitar o evento.

Os algoritmos de seleção utilizados no Nível 2 [18], [19] operam sobre dados com granularidade total do detector, examinando somente as regiões identificadas pelo Nível 1 como sendo de interesse (ROI). O Nível 2 utiliza informação com total precisão do Detector de Trajetórias, assim como do Calorímetro e do Sistema de Múon, executando algoritmos complexos para a definição de trajetórias e medição do momento transversal ( $p_T$ ) das partículas. Os algoritmos no Nível 2 são executados por 500 processadores duais, operando a 4 GHz, conectados através de rede Gigabit Ethernet. A taxa máxima de eventos aceitos pelo Nível 2 é de 1 kHz, e a latência de 10 ms.

Depois que um evento é aceito pelo Nível 2, todos os dados correspondentes são enviados aos processadores do último nível de filtragem, através do bloco *Event Builder*. O último nível (*Event Filter*) examina os eventos selecionados pelo Nível 2, com latência de até 1 s, e reduz a taxa de 1 kHz para aproximadamente 100 Hz. Os eventos aceitos por este último nível serão finalmente armazenados permanentemente em mídia magnética para posterior análise *offline*.

## 2.3 Nível 1 de Filtragem

Como já mencionado na seção anterior, o primeiro nível de filtragem do ATLAS reduz a taxa inicial de eventos de 40 MHz para menos de 100 kHz. O Nível 1 [17] procura e identifica os seguintes objetos:

1. Múons com alto momento transversal ( $p_T$ ), através das chamadas câmaras de filtragem - câmaras de placas resistivas (*Resistive-Plate Chambers - RPC*) no barril e câmaras de espaçamento fino (*Thin-Gap Chambers - TGC*) - localizadas nas tampas do detector;
2. Elétrons, fótons, jatos e taus, com alto momento transversal e decaindo em hádrons, através do Calorímetro;
3. Partículas com grande energia ausente (*missing energy*) e energia transversal total, através também do Calorímetro.

A decisão de seleção do Nível 1 é baseada em combinações de objetos, de

acordo com menus de condições pré-selecionadas. A Tabela 2.1 ilustra um exemplo de menu para o Nível 1, para feixe com alta luminosidade ( $10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ ). A luminosidade do feixe é um parâmetro definido como uma constante de proporcionalidade entre a taxa de colisões próton-próton e a área de prótons do feixe. Ela está relacionada a propriedades como tamanho do pacote de prótons (o feixe do LHC é dividido em 3564 pacotes), número de prótons por pacote, e quantidade de cruzamentos de pacotes por unidade de tempo. Estas propriedades, que dependem do projeto do acelerador, determinam as condições para uma alta taxa de colisões, o que é almejado pelos experimentos. A Equação 2.1 determina a luminosidade de um acelerador com dois feixes rotativos em sentidos contrários [20]:

$$L = fn \frac{N_1 N_2}{A} \quad (2.1)$$

onde  $N_1$  e  $N_2$  são o número de partículas em cada pacote,  $n$  é o número de pacotes em cada feixe,  $A$  é área de cruzamento dos feixes, e  $f$  é a frequência de revolução.

Tabela 2.1: Exemplo de um menu de filtragem no Nível 1.

Condição	Taxa (kHz)
Um múon, $p_T > 20\text{GeV}$	4
Par de múons, $p_T > 6\text{GeV}$	1
Uma região eletromagnética isolada, $E_T > 30\text{GeV}$	22
Par de regiões eletromagnéticas isoladas, $E_T > 20\text{GeV}$	5
Um jato, $E_T > 290\text{GeV}$	0,2
Três jatos, $E_T > 130\text{GeV}$	0,2
Quatro jatos, $E_T > 90\text{GeV}$	0,2
Jato, $E_T > 100\text{GeV}$ e $E_T(\text{perdida}) > 100\text{GeV}$	0,5
Tau, $E_T > 60\text{GeV}$ e $E_T(\text{perdida}) > 60\text{GeV}$	1
Múon, $p_T > 10\text{GeV}$ e Região eletromagnética isolada, $E_T > 15\text{GeV}$	0,4
Outras condições	5
<b>Total</b>	$\approx 40$

Como indicado pela Tabela 2.1, a taxa de eventos selecionados pelo Nível 1 deve ficar bem abaixo dos 100 kHz, que é o máximo permitido. Esta diferença é mantida por segurança, devido a incertezas existentes nos cálculos.

Uma das especificações mais importantes do Nível 1 é que ele deve identificar cada pacote que foi selecionado como interessante. Considerando-se o curto intervalo de tempo entre dois pacotes (25 ns), esta não é uma tarefa fácil de se executar. Para exemplificar a dificuldade envolvida, no caso do sistema de filtragem de múon, o próprio tamanho físico do detector produz tempos de vôo da partícula comparáveis ao período de cruzamento dos pacotes. Considerando o sistema de filtragem do Calorímetro, uma séria dificuldade está no fato que o pulso de tensão lido do calorímetro se estende por vários períodos de 25 ns.

A latência do Nível 1, um dos parâmetros mais críticos no seu projeto, é medida como o intervalo de tempo entre a colisão próton-próton e o momento em que a decisão aceita/rejeita o evento está disponível para a eletrônica de *front-end*<sup>1</sup>. Este intervalo de tempo tem que ser inferior a 2,5  $\mu s$ , devido principalmente, a limitações das memórias *pipeline*, que armazenam mais de  $10^7$  canais de leitura dos detectores. Estas memórias, que são circuitos integrados dedicados, se localizam próximas aos detectores em ambiente de alta radiação. Para se atingir esta latência, todo o Nível 1 é implementado em *hardware* dedicado e baseado em dispositivos lógicos programáveis de alto desempenho (CPLD e FPGA). Para manter uma margem de segurança de 500 ns, o projeto do Nível 1 foi desenvolvido tendo-se como meta uma latência de 2,0  $\mu s$ .

Os eventos selecionados pelo Nível 1 são lidos da eletrônica de *front-end* dos detectores por *buffers* de leitura (*Readout Buffers - ROB*), como mostrado na Figura 2.2. Um grande número de canais de *front-end* são multiplexados em cada ROB. Os dados selecionados no Nível 1, relativos a todos os detectores, são mantidos nos ROB até o evento ser rejeitado pelo Nível 2, ou até ser aceito e enviado, através do sistema de aquisição de dados (DAQ), para sistemas de armazenamento do Filtro de Eventos, o último nível de filtragem.

A informação das regiões de interesse (ROI) é enviada pelo Nível 1 para guiar o processo de seleção dos eventos no Nível 2. Cada ROI contém informação de posição ( $\eta$  e  $\phi$ , onde  $\eta$  é a pseudorapidez e  $\phi$  é o ângulo azimutal, ver Apêndice A),

---

<sup>1</sup>Eletrônica responsável pela leitura e conversão dos sinais gerados pelos detectores. Consiste, principalmente, de circuitos amplificadores, somadores, discriminadores e conversores analógico-digital.

momento transverso ( $p_T$ ) e somas de energia transversa ( $E_T(ausente)$  e  $E_T(total)$ ). Através da ROI, o Nível 2 acessa seletivamente os dados armazenados nos ROB, lendo somente os dados necessários para formar a decisão aceita/rejeita.

Vários sinais de controle, além dos sinais lidos dos subdetectores, são enviados ao Nível 1, como ilustra o diagrama da Figura 2.3.

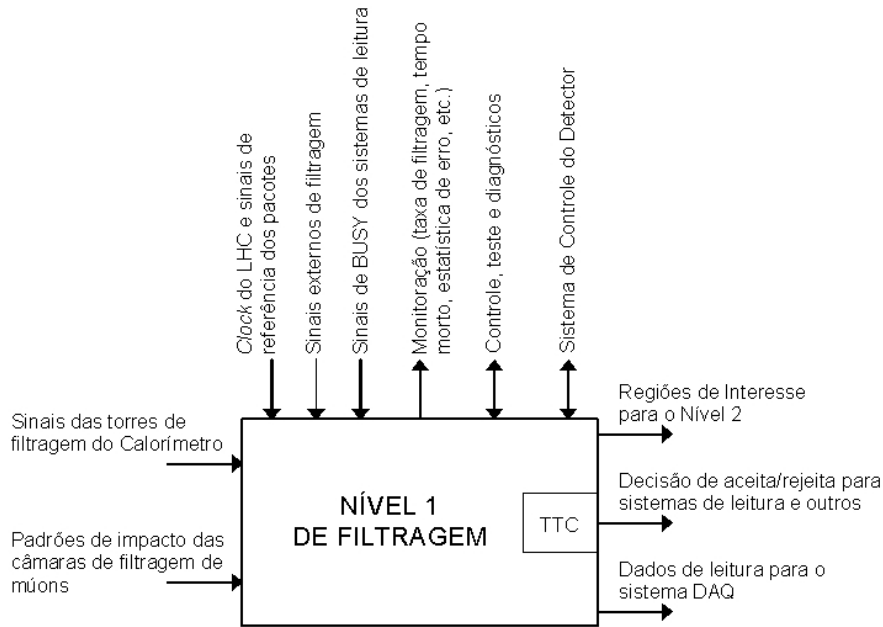


Figura 2.3: Diagrama de contexto do Nível 1 de filtragem. Adaptado de [17].

Os principais sinais e dados são recebidos das câmaras de filtragem dos múons e dos calorímetros. Os sinais das torres de filtragem do calorímetro são aproximadamente 7200 sinais analógicos resultantes da soma dos sinais de algumas células do detector, cobrindo, em geral uma área de  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$ . Para  $\eta > 2,5$  o tamanho da torre muda para valores maiores. Estes sinais das torres são produzidos pela eletrônica de *front-end* localizada junto aos detectores. Os padrões de impacto das câmaras de filtragem de múons são sinais provenientes de circuitos amplificadores, formatadores e discriminadores. Estes circuitos fazem parte da eletrônica de *front-end* das câmaras RPC e TGC. Os padrões de impacto identificam as trajetórias de múons candidatos para o sistema de filtragem de múons (Filtro do Múon), dentro do Nível 1.

A decisão aceita/rejeita do Nível 1 é enviada à eletrônica de *front-end* e de leitura, para todos os sub-sistemas do ATLAS, através do sistema de distribuição TTC (*Timing, Trigger and Control*). Outras informações também são enviadas

através do TTC, como o número identificador do evento, o número de identificação do pacote, e um código que define o motivo pelo qual o evento foi selecionado pelo Nível 1.

O Nível 1 é um sistema totalmente síncrono com o sinal de *clock* de cruzamento dos pacotes (BCK), cuja frequência é de 40 MHz. Todos os sub-sistemas no Nível 1 utilizam sinais de *clock* derivados deste único sinal de referência, que é produzido na chamada Máquina de *clock* do LHC. Outro sinal gerado pela máquina, e enviado ao Nível 1, é o sinal de referência do pacote zero, produzido uma vez a cada ciclo completo do feixe ( $88 \mu s$ ). Este é o sinal que permite uma identificação absoluta dos pacotes em todos os sub-sistemas do ATLAS.

Além dos sinais descritos acima, alguns outros são previstos no projeto do Nível 1, para a implementação de facilidades como a aceitação de pulsos de teste gerados no Calorímetro, processos de calibração, e o uso dos intervalos na estrutura de pacotes do LHC para fins de calibração. O Nível 1 também aceita sinais de *BUSY* para a geração de tempo morto, que é necessário, por exemplo, quando os *buffers* nos sistemas de leitura ficam cheios. Estes sinais também são utilizados durante a inicialização do sistema de filtragem, evitando que sinais de *trigger* sejam gerados antes que os sistemas de leitura estejam estáveis.

Como ilustrado pelo diagrama em blocos da Figura 2.4, a estrutura do Nível 1 é formada pelos sub-sistemas Filtro do Calorímetro, Filtro do Múon, Processador Central de Trigger (CTP) e TTC.

### 2.3.1 Filtro do Calorímetro

O sub-sistema Filtro do Calorímetro [21] recebe 7200 sinais analógicos das torres de filtragem, cobrindo a faixa  $|\eta| < 2,5$  do detector, com granularidade  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0.1 \times 0.1$ . Como já mencionado, estes sinais são obtidos pela soma, por *hardware* dedicado, de agrupamentos de células dos calorímetros eletromagnético e hadrônico. Os sinais das torres são, então, enviados ao Filtro do Calorímetro por cabos blindados de par trançado. No Filtro do Calorímetro, os sinais são digitalizados para serem processados posteriormente. Através de processamento digital, o sistema determina a energia transversa ( $E_T$ ) para os pulsos do calorímetro e realiza a correta identificação do pacote correspondente, visto que cada pulso se estende por

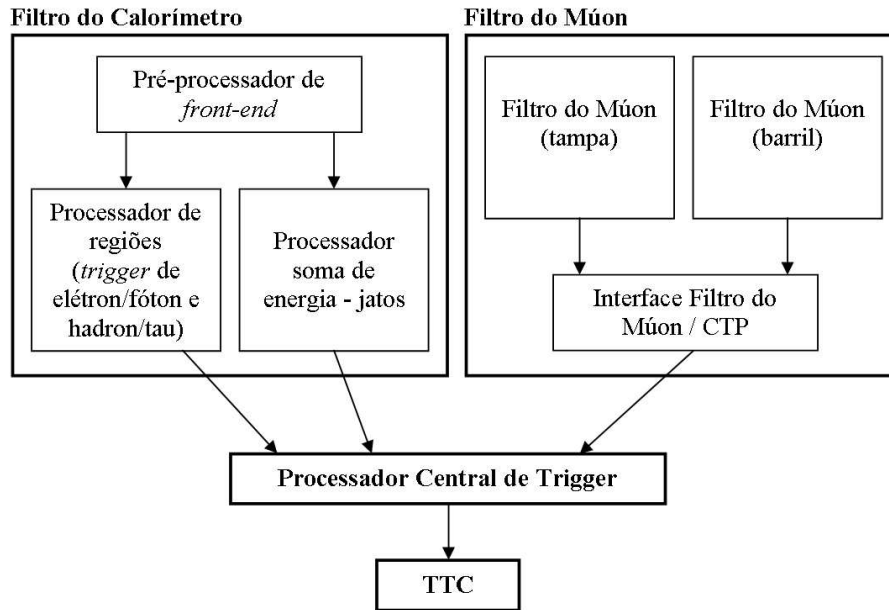


Figura 2.4: Diagrama em blocos do Nível 1 de filtragem. Adaptado de [17].

vários pacotes, como ilustra a Figura 2.5. Este primeiro processamento é realizado no chamado Pré-processador de *front-end*. O restante do processamento no Filtro do Calorímetro é totalmente digital. O Processador de regiões é responsável pela procura de objetos com alto momento transversal. Estes objetos podem ser elétrons ou fótons, e hádrons ou taus. O Processador soma de energia identifica jatos com alta energia transversal e calcula a energia transversal perdida e a energia transversal escalar total.

### 2.3.2 Filtro do Múon

O Filtro do Múon [23] recebe como entrada o padrão de tiras atingidas nas câmaras de filtragem de Múons. Estes dados são produzidos por circuitos amplificadores, formatadores e discriminadores que constituem a eletrônica de *front-end* RPC e TGC. Um total de mais de 800 mil sinais de entrada chegam ao Filtro do Múon. A resolução temporal do sistema é suficientemente boa para identificar o pacote que contém o múon específico com alta probabilidade de acerto. O sistema de filtragem procura por padrões consistentes de múons com alto momento transversal, originados da região de interação próton-próton. O resultado enviado ao CTP, para cada pacote de colisão, é a quantidade de Múons para cada um dos seis níveis possíveis de discriminação de momento transversal. Como mostrado na Figura 2.4, o Filtro

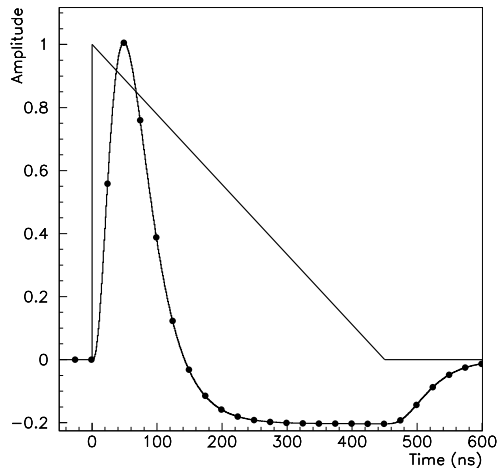


Figura 2.5: Sinal produzido pelo detector (triângulo) e após formatação (curva com pontos). Os pontos representam as posições no tempo dos sucessivos cruzamentos de pacotes. Extraído de [22].

do Múon é sub-dividido em um bloco específico para as câmaras RPC, um para as TGC, e um último bloco que combina as informações e prepara os dados para o CTP.

### 2.3.3 Processador Central de Trigger

A principal função do Processador Central de Trigger (CTP) é combinar as informações dos diferentes tipos de objetos e tomar a decisão final aceita/rejeita do Nível 1 de filtragem do ATLAS. Diferentes menus de filtragem podem ser configurados, com até 96 itens, cada um sendo uma combinação de requisitos sobre os dados de entrada. Os requisitos de seleção podem ser simples, como por exemplo - no mínimo um Múon para um dado valor de momento transversal ( $p_T$ ) - ou mais complexos, como - no mínimo um elétron acima de um dado momento transversal,  $E_T$  ausente acima de um certo valor, e nenhum Múon com alto  $p_T$ . A decisão final do Nível 1 será aceitar um evento no caso em que pelo menos um item, dos 96 itens do menu, seja satisfeito.

O CTP também é responsável pelo controle de tempo morto no Nível 1, que pode ser solicitado via sinal externo de *BUSY*, por exemplo, no caso em que o sinal aceita/rejeita do Nível 2 estiver próximo da saturação. A lógica de tempo



morto no CTP opera de duas formas diferentes, chamadas simples e complexa. O tempo morto simples é um sinal de largura programável de 0 a 16 ciclos de BCK, introduzido após um sinal de trigger do Nível 1. Um tempo morto simples mínimo de 4 ciclos de BCK é necessário para evitar a superposição de dados lidos em alguns sistemas de *front-end*. O propósito do tempo morto complexo é limitar a taxa de geração do sinal de trigger do Nível 1, evitando que os *buffers* de alguns sistemas de *front-end* sejam preenchidos totalmente. O tempo morto complexo é introduzido de tal forma que não mais que N triggers sejam gerados dentro de qualquer período T, onde N é programável de 1 a 32, e T é programável dentro da faixa de 1 a 1,6 ms, em passos de 25 ns. Outras funções do CTP estão relacionadas à monitoração das taxas de *trigger* no Nível 1 e do tempo morto.

O Processador Central de Trigger [24] é formado por 6 módulos distintos e 3 barramentos dedicados, integrados em um sub-rack VME64x 9U. Os módulos que formam o CTP e as suas principais funções são mostrados na Tabela 2.2. Os três barramentos dedicados são utilizados para a comunicação entre os módulos, como descrito na Tabela 2.3.

Tabela 2.2: Módulos do Processador Central de Trigger (CTP).

<b>Módulo</b>	<b>Função</b>
CTP_MON	monitoração dos sinais de <i>trigger</i>
CTP_IN	entrada, sincronização e alinhamento dos sinais de <i>trigger</i>
CTP_CORE	geração da decisão do Nível 1 através do menu
CTP_MI	interface com a Máquina do LHC
CTP_OUT	distribuição de sinais de controle e <i>trigger</i> para os sub-detectores
CTP_CAL	calibração

O primeiro módulo do CTP, no fluxo dos sinais de *trigger* provenientes do Filtro do Calorímetro e do Filtro do Múon, é o CTP\_IN. Este módulo sincroniza os sinais recebidos com o *clock* local e alinha os dados com o identificador de pacotes. Outras funções do CTP\_IN incluem a capacidade de seleção de sinais de *trigger* direcionados para o barramento PIT\_BUS e a flexibilidade de uma memória de teste para gerar padrões no PIT\_BUS com fins de teste e calibração.

Tabela 2.3: Barramentos dedicados do Processador Central de Trigger (CTP).

Barramento	Função
PIT_BUS	<i>Pattern-In-Time</i> , sinais de <i>trigger</i> sincronizados e alinhados
COM_BUS	sinais de controle comuns a todos os módulos
OUT_BUS	sinais de controle e de <i>trigger</i>

O CTP\_CORE é o principal módulo do sub-sistema CTP. Ele combina as informações de *trigger* recebidas pelo CTP\_IN, e aplicando um menu de requisitos produz a decisão final aceita/rejeita do Nível 1 (L1A). É também no CTP\_CORE que está a lógica para geração de tempo morto, caso algum sinal *BUSY* seja recebido durante a operação do sistema de filtragem. Também no CTP\_CORE é formada a informação sobre regiões de interesse a ser enviada ao Nível 2.

### 2.3.4 TTC

O sub-sistema TTC (*Timing, Trigger and Control*) é responsável por distribuir vários sinais, provenientes do CTP e da máquina do LHC, à eletrônica de *front-end* do detector e aos sub-sistemas de filtragem. Os sinais a serem transmitidos são codificados, distribuídos por uma rede de fibra óptica e, finalmente, decodificados antes do destino final. Os principais sinais transmitidos pelo TTC são o sinal aceita/rejeita do Nível 1 (L1A) e os sinais de controle e temporização gerados pela máquina do LHC - principalmente o *clock* (BCK) e o sinal de referência do pacote zero (ORBIT). Este sinal de referência é necessário para que exista no sistema de filtragem e aquisição de dados do ATLAS uma identificação absoluta de cada cruzamento de pacote de prótons no acelerador. As múltiplas interações inelásticas próton-próton em cada cruzamento de pacote, e a alta multiplicidade de partículas dos eventos resultantes, torna impossível a tarefa de decifrar os dados do detector se estes forem integrados por vários ciclos de 25 ns. Sendo assim, a informação de cada subdetector tem que ser corretamente associada no tempo com o cruzamento de pacote do qual se originou. O sinal ORBIT é utilizado como uma referência que indica a posição no tempo do cruzamento de pacote inicial (zero). Todos os sub-sistemas recebem o ORBIT, via TTC, e implementam seu próprio sistema de

identificação.

Assim como o CTP, o TTC também é subdividido em vários módulos eletrônicos integrados em sub-racks VME.

## 2.4 Nível 2 de Filtragem

O segundo nível de filtragem do ATLAS, que faz parte do sistema *High-Level Trigger* (HLT) juntamente com o Filtro de Eventos, utiliza redes dedicadas de computadores pessoais conectados via Ethernet. Cada computador executa parte dos algoritmos que irão selecionar *online* os eventos de interesse. A combinação de grande capacidade de rejeição e algoritmos rápidos, com precisão limitada, no Nível 2 com uma capacidade reduzida de rejeição e algoritmos mais lentos, porém de alta precisão, no Filtro de Eventos, foi a forma encontrada para tornar o *High-Level Trigger* eficiente, com baixo custo e flexível.

O Nível 2 tem que operar na taxa de aceitação do Nível 1 com um tempo médio de processamento por evento de  $\sim 10$  ms. Com o objetivo de conseguir operar neste tempo limitado, o Nível 2 utiliza uma sequência de algoritmos de seleção altamente otimizados, que irão reduzir a taxa de 100 kHz de eventos para cerca de 1 kHz.

### 2.4.1 Objetos físicos relevantes para a seleção de eventos

O sistema de filtragem do ATLAS utiliza amplamente o conceito de objetos físicos (múons, elétrons, jatos, etc). Os objetos candidatos, que contêm a física de interesse do experimento, são inicialmente identificados e reconstruídos no Nível 1. O processamento no Nível 2, e no Filtro de Eventos, refina a reconstrução, rejeitando objetos falsos e melhorando a precisão nos parâmetros medidos, como Energia Transversa ( $E_T$ ) por exemplo. Os objetos físicos utilizados no Nível 2 podem ser baseados na informação proveniente de todos os sub-detectores do ATLAS, com toda granularidade disponível.

Entre os objetivos primários do ATLAS está a compreensão da origem da quebra de simetria eletro-fraca, que se manifesta na observação de um, ou mais, bósons de Higgs, e a procura por física além do Modelo Padrão. Em relação a este

último objetivo, será de grande importância manter uma alta sensibilidade a novos processos que ainda não foram modelados. A observação de novos objetos pesados com massa de 1 TeV envolverá assinaturas com elevado momento transversal, e não deverá impor nenhuma dificuldade ao processo de seleção *online*. O desafio se encontra na seleção eficiente e não-polarizada de objetos mais leves, na faixa de 100 GeV. Além disso, medidas precisas de processos dentro, e além, do Modelo Padrão precisam ser realizadas. Tais medidas também irão fornecer importantes testes de consistência para sinais da nova física. Uma visão geral dos vários processos físicos e do desempenho esperado do ATLAS pode ser encontrada em [25].

A estratégia para a seleção *online* de eventos [26] define critérios apropriados para cobrir eficientemente o programa de física previsto no ATLAS, ao mesmo tempo em que reduz a taxa de eventos no HLT. A escolha dos critérios de seleção *online* foi feita a partir de diversas análises do potencial em física do ATLAS, tendo como objetivo para sua simplificação poucos critérios, a maioria de inclusão.

A seleção de eventos no LHC enfrenta uma grande faixa de seções de choque para vários processos, como ilustrado na Figura 2.6. A taxa de alguns sinais

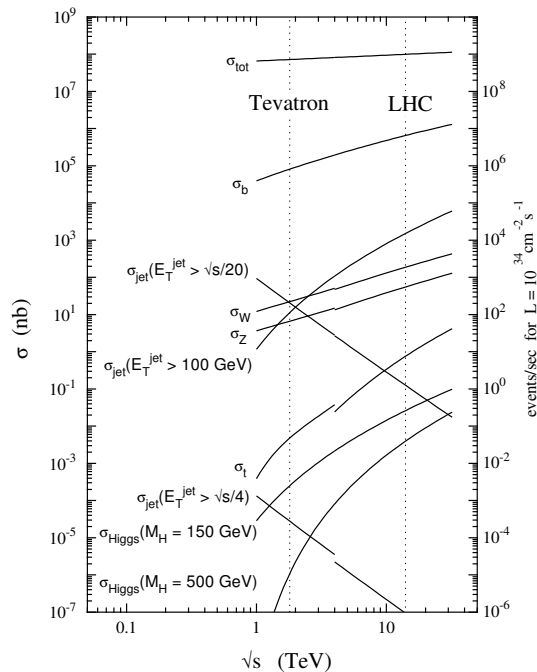


Figura 2.6: Secção de choque e taxas (luminosidade de  $10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ) para vários processos em colisões próton-próton, em função da energia no centro de massa. Extraído de [19].

raros será muito inferior a 300 Hz para a máxima luminosidade nominal do projeto ( $10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ). Por exemplo, a taxa de produção de um bóson de Higgs previsto no Modelo Padrão, com massa de 120 GeV para o modo de decaimento em dois fótons, será abaixo de 0,001 Hz, ou seja, um a cada 17 minutos. A estratégia de seleção *online* de eventos garante que tais sinais raros não serão perdidos, enquanto também tem que reduzir a taxa para armazenamento permanente para um valor aceitável.

Os itens a seguir resumem os objetos físicos mais importantes previstos para o Nível 2.

- **Elétron** (região  $|\eta| < 2,5$ ): os critérios de seleção para elétrons incluem uma análise detalhada da forma de deposição de energia nas partes de maior granularidade da seção eletromagnética dos calorímetros de Argônio líquido ( $|\eta| < 2,4$ ), procura por traços de alto momento transversal ( $p_T$ ), e o cruzamento de informações entre as regiões analisadas e os traços.
- **Fóton** (região  $|\eta| < 2,5$ ): a seleção de fótons também é baseada na análise detalhada da deposição de energia das partículas, incluindo-se requisitos de isolamento e, possivelmente, o uso de vetos contra traços "carregados".
- **Múon** (região  $|\eta| < 2,4$ ): a seleção de múons, em um primeiro momento, faz uso do espectrômetro externo de múon para determinar o momento e a carga do múon. Um refinamento desta informação é obtido pela procura de traços no Detector de Trajetórias. Critérios de isolamento podem ser aplicados, utilizando, por exemplo, informação dos calorímetros.
- **Tau** (região  $|\eta| < 2,5$ ): a seleção de taus nos seus modos de decaimento hadrônico utiliza análises detalhadas da forma de deposição de energia para identificar finos jatos hadrônicos. Estes podem ser validados por um ou mais traços encontrados no Detector de Trajetórias. Como anteriormente, critérios de isolamento também podem ser aplicados utilizando-se informação dos calorímetros.
- **Jato** (normalmente na região  $|\eta| < 3,2$ ): a seleção de jatos é baseada, em grande parte, na informação da calorimetria, que pode ser refinada incluindo-se a informação de traços correlacionados. A procura por jatos também pode

ser feita no calorímetro estendido (*forward*), cobrindo-se então a região  $3, 2 < |\eta| < 4, 9$ .

- **Jato *b-tagged*** (região  $|\eta| < 2, 5$ ): a seleção deste objeto parte dos jatos já selecionados. Os traços correspondentes no Detector de Trajetórias são utilizados para procurar, por exemplo, grandes valores dos parâmetros de impacto, ou a presença de vértices secundários.
- $E_T^{miss}$  (região  $|\eta| < 4, 9$ ): o cálculo da Energia Transversa perdida é baseado na totalidade de dados da calorimetria, sendo possível melhorá-lo através da inclusão da informação dos múons observados.
- $\Sigma E_T$  total (região  $|\eta| < 4, 9$ ): novamente, o cálculo aqui é baseado na totalidade dos dados da calorimetria, com possíveis correções adicionais a partir de múons reconstruídos. Uma definição alternativa de  $\Sigma E_T$  total pode ser obtida utilizando-se somente os jatos reconstruídos.

## 2.4.2 Arquitetura do Nível 2 de Filtragem

O Nível 2 de filtragem faz parte do sistema chamado *High-Level Trigger*, que tem comunicação com diversos outros sistemas no ATLAS, como mostrado na Figura 2.7. O HLT tem interface com diversos elementos externos que estão relacionados com a aquisição de dados dos detectores e com a filtragem dos eventos no ATLAS. Com relação ao sistema de filtragem, o HLT recebe do Nível 1 informação das regiões de interesse para cada evento, as quais irão guiar o processo de seleção no Nível 2. O subsistema TTC, componente do Nível 1, envia ao Nível 2 sinais associados aos eventos que foram selecionados pelo Nível 1, assim como o próprio sinal L1A que define a aceitação de um evento. Sistemas de leitura (ROD - *Read-Out Drivers*) associados aos detectores fornecem fragmentos de todos os eventos que foram selecionados pelo Nível 1. Estes três blocos que se comunicam com o HLT - Nível 1, TTC e ROD - precisam ser configurados pelo sistema de aquisição de dados (DAQ), por exemplo, no início de cada tomada de dados do ATLAS.

O HLT também se comunica com outros sistemas externos, como ilustra o diagrama 2.7, para fins de configuração, controle e monitoração de parâmetros do experimento. A arquitetura global do HLT e do sistema de aquisição de dados é

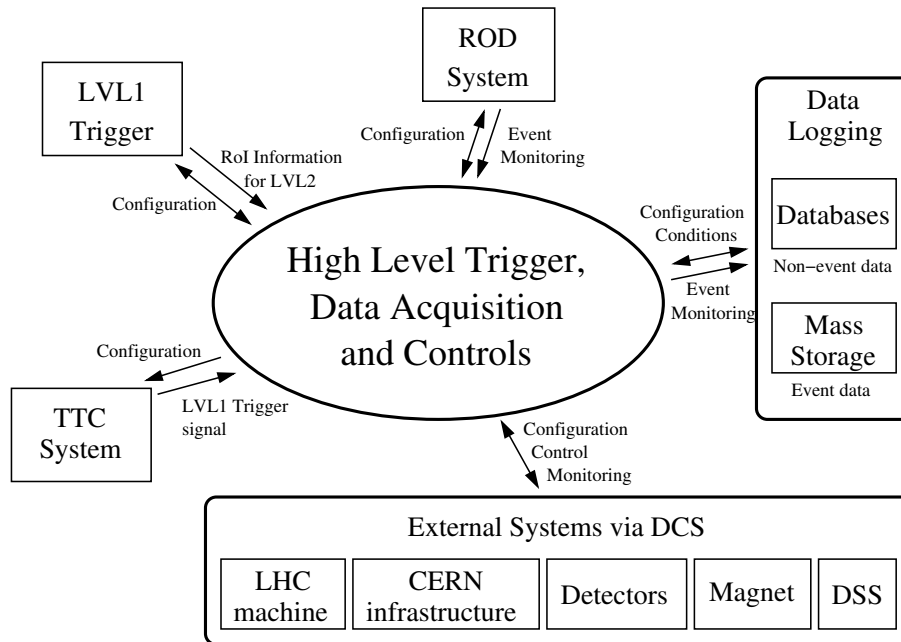


Figura 2.7: Diagrama de contexto do *High-Level Trigger*. Extraído de [19].

mostrada na Figura 2.8. Antes de chegar ao processamento do Nível 2, os dados lidos do detector passam basicamente por dois elementos, os ROD, que são sistemas de leitura dos detectores, e os ROB (*Read-Out Buffers*), que são memórias (*buffers*) para o armazenamento dos dados até a tomada de decisão. Os ROB são capazes de reter os eventos lidos do detector pelo tempo necessário para a tomada de decisão no Nível 2, mais o tempo usado pelo *Event Builder* para reconstruir os eventos selecionados.

### 2.4.3 O Processamento

O Nível 2 utiliza a informação da ROI, fornecida pelo Nível 1, para pedir fragmentos relevantes dos eventos da ROB. Utilizando estes dados, ele toma a decisão sobre o evento e envia esta decisão, juntamente com dados gerados durante o processamento dos algoritmos, de volta para os componentes do fluxo de dados.

O elemento RoIB (*Region of Interest Builder*), na Figura 2.8, recebe as ROI do Nível 1, que acompanham cada evento aceito, aloca um supervisor do Nível 2 (L2SV) para o evento, combina a informação das ROI provenientes do Nível 1, e transmite o resultado para o supervisor alocado. O RoIB vai operar na taxa de aceitação do Nível 1. O supervisor alocado define, com base em um algoritmo

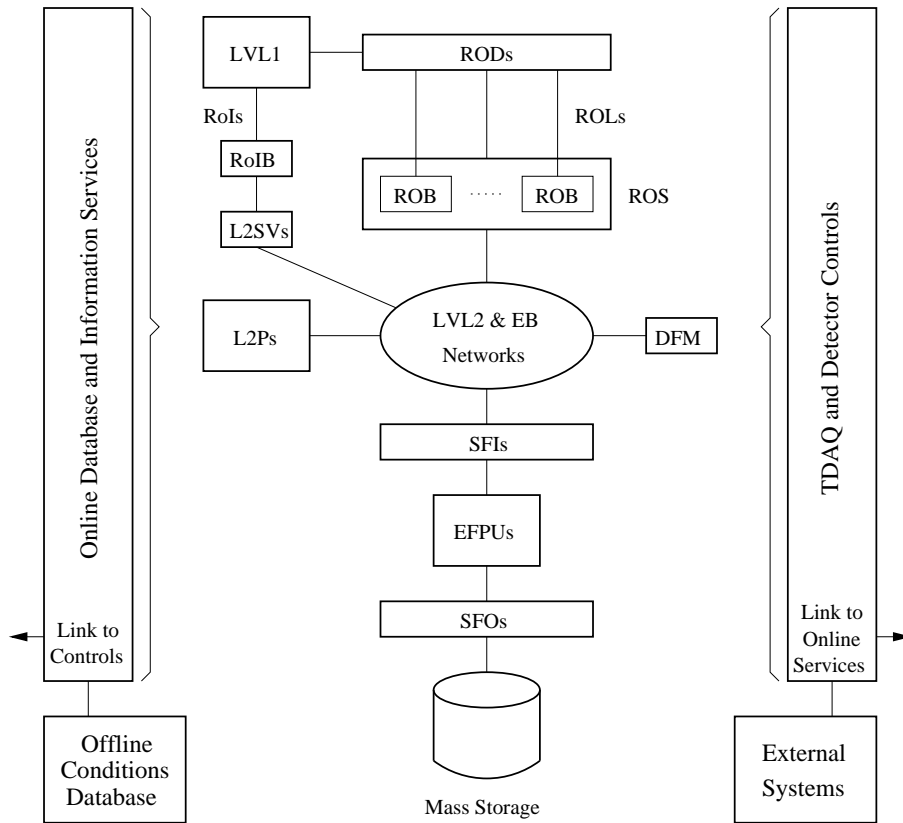


Figura 2.8: Arquitetura geral do *High-Level Trigger*, onde se insere o Nível 2 de Filtragem, e do sistema de aquisição de dados (DAQ). Extraído de [19].

de balanceamento de carga, um processador do Nível 2 (L2P) para processar o evento, e repassa a informação do Nível 1, fornecida pelo RoIB, para um processo de manipulação do evento, chamado L2PU. Este processo, utilizando a informação do Nível 1, solicita fragmentos do evento das ROB, processa os dados da ROI, e finalmente toma a decisão de aceitação/rejeição do evento.

Os eventos aceitos pelo Nível 2 são reconstruídos de forma completa e formatados nos elementos chamados SFI (*Sub-Farm Inputs*). Estes eventos, então reconstruídos, são enviados ao último nível de filtragem do ATLAS, o Filtro de Eventos (*Event Builder*).

#### 2.4.4 O algoritmo T2Calo

Atualmente, o algoritmo de referência para o canal de separação elétron-jato, no ATLAS, é o chamado T2Calo [2]. O desempenho deste algoritmo foi adotado como referência de comparação para os resultados produzidos neste trabalho.



O T2Calo é um algoritmo de extração de características para chuviros eletromagnéticos no ATLAS. Ele recebe como informação as regiões de interesse selecionadas pelo Nível 1 de filtragem. O algoritmo utiliza os valores da energia depositada nas células do calorímetro e fornece variáveis de discriminação que permitem a separação entre objetos eletromagnéticos isolados e jatos. Para isso, o T2Calo baseia-se nas medidas de energia transversal ( $E_T$ ) e em variáveis relacionadas ao formato dos chuviros.

A primeira etapa realizada pelo T2Calo é um ajuste fino da posição da ROI fornecida pelo Nível 1, através da posição da célula com maior energia na camada mediana do calorímetro eletromagnético. A posição da célula de maior energia ( $\eta_1, \phi_1$ ) é posteriormente recalculada através da posição balanceada em energia ( $\eta_c, \phi_c$ ) em uma janela  $3 \times 7$  na camada mediana EM.

Depois da primeira etapa, o algoritmo calcula as seguintes variáveis, permitindo a cada estágio a aplicação de critérios de corte:

- Na camada mediana do calorímetro eletromagnético, o algoritmo calcula a quantidade  $R_\eta = E_{3 \times 7} / E_{7 \times 7}$ , onde a expressão  $E_{n \times m}$  representa a energia total depositada em uma janela de  $n \times m$  células em torno de  $(\eta_1, \phi_1)$ . Esta variável explora o fato de que a maior parte da energia de chuviros eletromagnéticos é depositada na camada mediana EM.
- Novamente na camada frontal EM, calcula a quantidade  $R_\eta = (E_{1st} - E_{2nd}) / (E_{1st} + E_{2nd})$  para uma janela de  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,125 \times 0,2$  em torno de  $(\eta_c, \phi_c)$ .  $E_{1st}$  e  $E_{2nd}$  representam os dois maiores valores de energia encontrados de modo *strip* por *strip*. Neste modo, dois bins em  $\eta$  são somados e somente a distribuição em  $\phi$  é considerada. Um máximo local é definido quando um único elemento contém energia maior que os dois elementos adjacentes.
- A energia transversa total ( $E_T$ ), depositada no calorímetro eletromagnético, é calculada em uma janela de  $3 \times 7$  células em torno de  $(\eta_1, \phi_1)$ .
- Finalmente, calcula a energia que atinge o calorímetro hadrônico ( $E_T^{had}$ ) em uma janela de tamanho  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,2 \times 0,2$ , em torno de  $(\eta_c, \phi_c)$ .

A partir destas quatro variáveis, e de cortes definidos para cada variável em função da física envolvida, o T2Calo separa os chuviros eletromagnéticos de jatos.

Os números atuais de desempenho do T2Calo são 92,02% de eficiência na detecção de elétrons, para um falso alarme de 16,20%.

# Capítulo 3

## Monitoração Online do Nível 1 de Filtragem

Apresentamos, inicialmente, o contexto em que se insere o Sistema de Monitoração Online (CTP\_MON), e sua necessidade dentro do Nível 1 de filtragem do ATLAS. Em seguida, descrevemos sua arquitetura e funcionamento. São apresentadas simulações funcionais e temporais realizadas durante o andamento do projeto. Encerrando o capítulo são descritos os testes e resultados obtidos, inicialmente, em laboratório e, posteriormente, no teste combinado do Nível 1 com feixe de partículas.

### 3.1 A informação no Nível 1 de Filtragem

Como descrito no capítulo anterior, a informação dos eventos observados nos detectores do ATLAS é processada por um sistema de filtragem dividido em três níveis de seleção. Cada nível processa determinada informação de modo a selecionar somente a física de interesse para o experimento. Nesta física de interesse, destaca-se a comprovação do bóson de Higgs, que pode decair de várias formas, sendo de grande importância o decaimento  $H^0 \rightarrow e^+e^-e^+e^-$ , ou seja, um Higgs pesado decaindo em dois elétrons e dois pósitrons [27]. Uma vez que o Calorímetro Eletromagnético é otimizado para observar eventos desta natureza, ou seja, elétrons que caracterizam assinaturas de um bóson de Higgs, a monitoração dos sinais de *trigger* nestes canais é de extrema importância. Nos próximos parágrafos, o contexto em que se insere a informação monitorada pelo sistema desenvolvido é explicado em maiores detalhes.

Ao contrário do Nível 2, que pode operar sobre toda a granularidade dos detectores, o Nível 1, devido aos requisitos de alta velocidade no processamento (40 MHz) e grande quantidade de informação, tem que operar sobre uma granularidade reduzida dos detectores. Esta redução na granularidade é obtida basicamente através da soma analógica de sinais provenientes de células dos calorímetros (torres de *trigger* [17]).

A partir da informação disponível, o Nível 1 tem que tomar uma decisão de aceitar, ou rejeitar, um evento dentro do intervalo máximo de  $2,5 \mu s$ . Esta decisão é baseada em combinações de objetos em coincidência ou veto. Grande parte das análises físicas consideradas no ATLAS [14] podem ser feitas utilizando-se, no nível da filtragem, critérios simples de seleção. Apesar disso, a implementação do sistema de filtragem é flexível de tal forma a permitir a programação de critérios baseados em assinaturas mais complexas para a seleção de eventos.

A decisão final do Nível 1 é tomada no Processador Central de Trigger (CTP), a partir das informações provenientes dos sub-sistemas Filtro do Calorímetro e Filtro do Múon, como ilustrado na Figura 2.4, Capítulo 2. Estas informações, representadas por grupos de sinais, onde cada grupo corresponde a um algoritmo de *trigger*, são classificadas em dois tipos: multiplicidade e energia. A Tabela 3.1 contém a atual definição dos sinais enviados pelo Filtro do Calorímetro, e pelo Filtro do Múon, ao CTP.

A informação de multiplicidade, enviada pelos dois sub-sistemas, representa quantidades de elétrons/fótons, taus/hádrons, e muons, que ultrapassam determinado limiar de energia transversa em uma região do detector. O Filtro do Calorímetro possui 16 níveis de discriminação, sendo 8 para elétron/fóton e 8 programáveis para funcionar como elétron/fóton ou tau/hádron [28], como mostrado na Tabela 3.1. Se o número de objetos excede o máximo que pode ser representado pelo grupo, então o maior valor é enviado. O Filtro do Múon implementa 6 níveis de discriminação, sendo cada um representado por um grupo de 3 sinais, o que totaliza 18 sinais enviados ao CTP. Em resumo, para cada limiar de energia transversa, até 7 objetos podem ser identificados no sistema de múons.

Informações sobre energia são enviadas somente do Filtro do Calorímetro, podendo representar energia transversa total, energia transversa faltante, e energia

Tabela 3.1: Sinais de *trigger* enviados ao CTP, no Nível 1 de filtragem.

Classe	Tipo	Largura (bits)	Número	Total
<i>Trigger</i> elétron/fóton	multiplicidade	3	8	24
<i>Trigger</i> elétron/fóton ou tau/hádron	multiplicidade	3	8	24
<i>Trigger</i> jato	multiplicidade	3	8	24
<i>Trigger</i> direto de jato	multiplicidade	2	$2 \times 4$	16
Energia transversa total de jato	energia	4	1	4
Energia transversa total	energia	4	1	4
Energia transversa faltante	energia	8	1	8
<i>Trigger</i> múon	multiplicidade	3	6	18
<b>Total</b>				<b>122</b>

transversa total de jato. Cada grupo de energia contém um *bit* para cada nível de discriminação. O *bit* menos significativo corresponde ao nível mais baixo de energia, enquanto o mais significativo corresponde à energia mais alta.

## 3.2 O Sistema de Monitoração (CTP\_MON)

A função do CTP\_MON é a monitoração contínua dos sinais de *trigger*, provenientes do sub-sistemas Filtro do Calorímetro e Filtro do Múon. Estes sinais são atualizados a uma frequência de 40,0 MHz, que corresponde à taxa de colisões dos pacotes de prótons no LHC. Atualmente, estão definidos 104 sinais provenientes do Filtro do Calorímetro e 18 do Filtro do Múon, como descrito na seção anterior. A monitoração é realizada pacote a pacote, o que permitirá ao experimento:

- Controle dos canais da física de interesse. Observando-se a informação resultante (multiplicidade ou energia) para cada algoritmo de *trigger* do nível 1, será possível verificar se as taxas de ocorrência dos eventos estão coerentes com as previsões teóricas.
- Monitoração da luminosidade em cada pacote do feixe. Através da verificação contínua dos eventos resultantes por pacote, o sistema fornecerá uma estima-

tiva da luminosidade do feixe em cada pacote.

- Detecção de pacotes defeituosos. Será possível detectar pacotes de partículas provavelmente defeituosos no feixe, ou seja, pacotes que apresentam luminosidade baixa ou instável ao longo do tempo.

A monitoração de cada pacote é implementada através de um mecanismo de endereçamento, que utiliza o sinal de *clock* do LHC e um sinal que indica uma volta completa do feixe. Atribuindo um endereço de memória a cada pacote do feixe, podemos armazenar a informação de monitoração por pacote, para cada sinal de *trigger*. Podemos destacar seis características básicas do sistema de monitoração, mostradas na Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Especificações básicas do Sistema de Monitoração Online.

<b>Especificação</b>	<b>Valor</b>
<i>Clock</i> de operação	40 MHz
Número máximo de sinais monitorados	160
Resolução da monitoração	30 <i>bits</i>
Informação de <i>overflow</i>	1 <i>bit</i> por sinal
Tempo máximo de monitoração sem <i>overflow</i>	26h30min

O CTP\_MON é um sub-sistema do CTP, que opera em sincronismo com o *clock* de cruzamento de pacotes do LHC (*Bunch-Crossing Clock* - BCK), cujo valor nominal é 40,08 MHz. Este sinal é distribuído a todos os sub-sistemas do CTP através de um barramento dedicado no *crate* VME. O CTP\_MON tem a capacidade de monitorar até 160 sinais enviados pelos sub-sistemas de filtragem.

Cada sinal de *trigger*, denominado PIT (*Pattern-In-Time*) no CTP, é monitorado por um contador de 30 *bits*, que permite a sua histogramação. Este processo é explicado na próxima seção. Para cada PIT, é armazenado um *bit* que contém informação de *overflow* sobre sua monitoração. Quando este *bit* está em nível alto, significa que, para o PIT correspondente, o valor máximo permitido pelo sistema foi ultrapassado. O tempo máximo de monitoração sem *overflow* é calculado para o caso extremo de um sinal de *trigger* sempre ativo, caso com baixa probabilidade

de ocorrência. Este tempo é devido à própria resolução do contador, que permite a monitoração de cada sinal até um valor máximo de  $2^{30} - 1$ , cerca de 1 trilhão de ocorrências.

### 3.2.1 Arquitetura e funcionamento

O CTP\_MON é um sistema implementado por meio de FPGA de alto desempenho e memórias FIFO de alta capacidade. O projeto, implementado através de esquemáticos e VHDL (*VHSIC Hardware Description Language*) [29] [30], utiliza três dispositivos FPGA responsáveis pela decodificação dos sinais de entrada, histogramação dos sinais de *trigger* e interface com o barramento VME. As memórias FIFO utilizadas são do modelo IDT72T40118, com capacidade  $131072 \times 40$  bits. Em todas as etapas do projeto foram utilizadas ferramentas EDA (*Electronic Design Automation*) para descrição e simulação de circuitos. Para o projeto da lógica programável foi utilizado o Quartus II que é um ambiente de desenvolvimento completo para lógica programável. Esta ferramenta inclui a descrição de circuitos digitais através de esquemáticos, de linguagem descritiva de *hardware*, diagramas temporais, máquinas de estado, etc. Além disso, o Quartus II inclui simulador de circuitos e programador da FPGA integrados. O projeto do circuito, envolvendo todos os dispositivos, foi realizado com as ferramentas ConceptHDL e NCSim, para o desenho dos esquemáticos e para a simulação dos circuitos, respectivamente.

A Figura 3.1 mostra a arquitetura do sistema de monitoração, destacando seus principais blocos. Esta arquitetura foi totalmente concebida durante este trabalho, em conjunto com pesquisadores do CERN. Os sinais BCK e ORBIT são, respectivamente, o *clock* e o sinal de referência do primeiro pacote do feixe <sup>1</sup>, ambos derivados da máquina do LHC. Estes sinais são distribuídos a todos os módulos do CTP, através de um barramento dedicado. Os sinais de *trigger* recebidos são sincronizados, no CTP, com o *clock* BCK. Todos os blocos no CTP\_MON operam em sincronismo com BCK. Com exceção do bloco FIFO, todos os outros são implementados em lógica programável (FPGA).

Uma FPGA de controle contém registradores de estado, com informações referentes aos estados das FIFO e das máquinas de estado, registradores de controle

---

<sup>1</sup>O feixe do LHC não é contínuo, sendo constituído de pacotes com  $1,15 \times 10^{11}$  prótons [11].

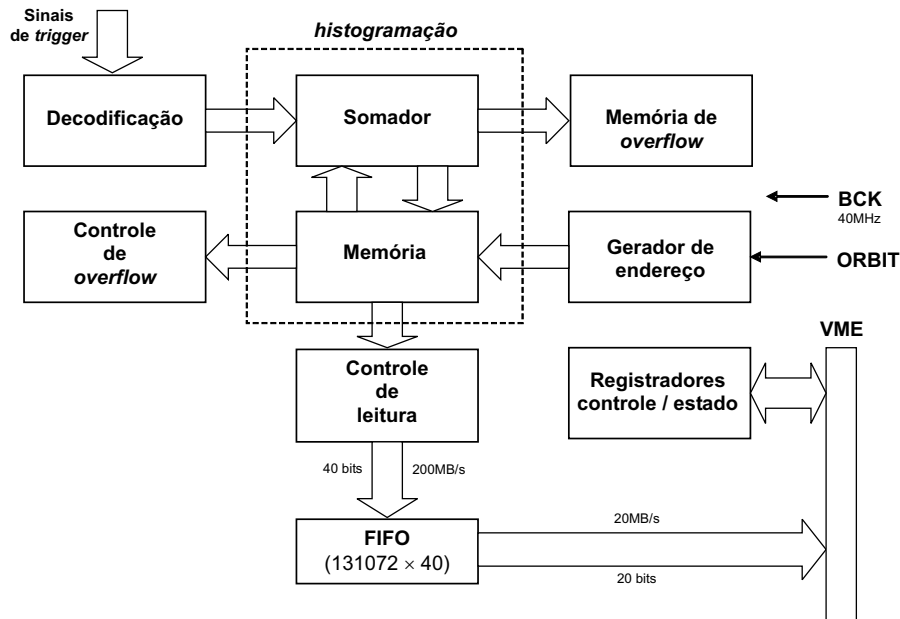


Figura 3.1: Arquitetura do sistema de monitoração.

e o circuito que realiza a interface do CTP\_MON com o barramento VME. Todos os registradores são acessíveis pelo *software* de controle, sendo que alguns permitem acesso de escrita e leitura, enquanto outros só permitem uma ou outra operação.

Os sinais de *trigger* são primeiramente enviados a um estágio de decodificação. Neste estágio, um conjunto de *Look-Up Tables* pode decodificar, se necessário, os sinais de acordo com um arquivo de configuração da FPGA. Uma vez decodificados, os sinais são enviados a um circuito de histogramação, que consiste basicamente de somadores e memória. Todos os dados de monitoração ficam armazenados em blocos dedicados de memória nas FPGA. Estes dados podem ser lidos a qualquer momento através de memórias do tipo FIFO, que permitem a transferência de dados em blocos pelo barramento VME.

Para cada um dos sinais de *trigger*, existe uma célula básica de histogramação, formada por um somador e memória, com capacidade de armazenar um valor máximo de  $2^{30} - 1$ , como ilustra a Figura 3.2. O somador lê o valor armazenado na memória, incrementa, se necessário, e envia o valor resultante para ser escrito na mesma posição da memória.

Nas próximas seções, cada um dos blocos (decodificação, controle e histogramação) é explicado em maiores detalhes.



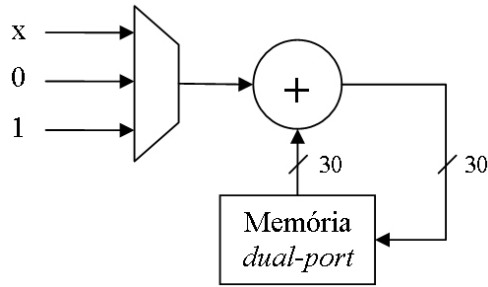


Figura 3.2: Célula de histogramação.

### 3.2.1.1 Decodificação

A decodificação dos sinais de entrada é realizada através de pequenas *Look-Up Tables* (LUT) pré-definidas na configuração da FPGA. Cada LUT decodifica um grupo específico de sinais de *trigger*, utilizando um bloco dedicado de memória ROM. Os grupos, formados de 3 ou 4 *bits*, representam determinados objetos definidos pelos sub-sistemas Calorímetro e Múon. A definição destes grupos pode ser alterada durante o projeto do ATLAS, mas o sistema de monitoração, através da FPGA de decodificação, é totalmente reconfigurável para se adequar a uma possível nova configuração. Com o objetivo de manter as mesmas características temporais após cada reconfiguração da FPGA, duas camadas de registradores são implementadas antes e depois das memórias ROM, como ilustra a Figura 3.3.

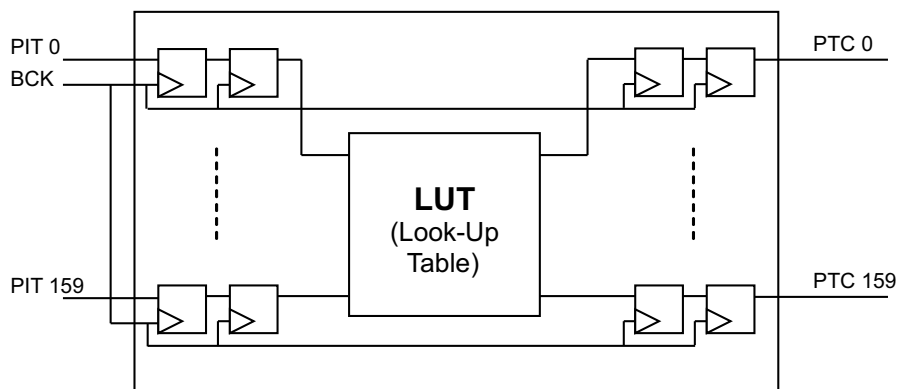


Figura 3.3: Circuito de decodificação.

A primeira camada de registradores, a partir dos sinais de *trigger* (chamados aqui de PIT), é implementada no recurso *Fast Input Register* da FPGA, ou seja, nos registradores localizados mais próximos dos pinos. Isto reduz ao máximo o *setup time* exigido para os sinais PIT. A função da segunda camada de registradores é

evitar que haja grandes mudanças na temporização interna da FPGA, no caso de uma nova configuração. Estes registradores são implementados em células lógicas, que estão distribuídas por toda a FPGA.

A utilização de duas camadas de registradores facilita a tarefa da ferramenta de projeto no momento de mapear um novo circuito na FPGA. A função da última camada de registradores, após as LUT, é manter o mesmo tempo de atraso da transição do *clock* para um nível válido nos pinos de saída. Por causa das 4 camadas de registradores, uma latência de 4 ciclos de *clock* é inserida dos sinais de entrada (PIT) para os de saída (PTC), como ilustra a Figura 3.4. Podemos observar, na figura, que o resultado da decodificação do sinal PIT 2456, só está disponível após 4 ciclos de *clock*, em função dos registradores antes e depois da LUT.

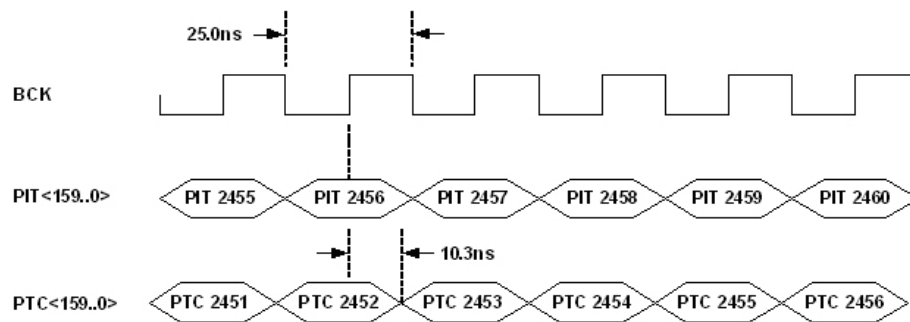


Figura 3.4: Diagrama temporal da decodificação.

### 3.2.1.2 Controle

O sistema de monitoração contém 16 registradores, divididos em três categorias: comando, estado e controle. Através destes registradores, qualquer tipo de acesso ao sistema pode ser realizado. Cada registrador possui um endereço específico mapeado no espaço de memória disponível do sistema VME, podendo ter até 32 *bits* de informação. Os registradores de comando são chamados *Global Reset*, *Reset System*, *Start Integration*, *Stop Integration* e *Start Readout*. O comando *Global Reset* inicializa todos os registradores e as máquinas de estado do CTP\_MON. O comando *Reset System* pode executar 4 operações: inicializar a contagem de voltas do feixe, inicializar a memória de histogramação, inicializar parcialmente as FIFO, ou inicializar totalmente as FIFO. Os comandos *Start Integration* e *Stop Integration* iniciam e finalizam, respectivamente, o processo de monitoração dos sinais de *trigger*. O

último comando, *Start Readout*, dá início ao processo de transferência dos dados de monitoração, da memória de histogramação para as FIFO. Todos estes comandos podem ser enviados a qualquer momento pelo barramento VME.

Existem 11 registradores de estado e controle no CTP\_MON. Os primeiros (de estado) permitem somente operações de leitura, uma vez que são alterados pelos dispositivos. Este registradores fornecem informações sobre o sistema, como descrito na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Registradores de estado do CTP\_MON.

<b>Registrador</b>	<b>Bits</b>	<b>Descrição</b>
<i>Readout Status</i>	28	Estado do processo de transferência de dados da memória de histogramação para as FIFO.
<i>Turn Counter</i>	32	Número de voltas do feixe desde o início do ciclo atual de monitoração.
<i>Power Good</i>	3	Informa se as tensões de alimentação (1,5 V, 1,8 V e 2,5 V) estão acima de 91% dos valores nominais.

No registrador *Readout Status*, o *bit* menos significativo informa se as FIFO estão preenchidas e prontas para serem lidas. Os quatro *bits* seguintes informam se as FIFO estão recebendo dados das FPGA de histogramação. Os *bits* 5, 6 e 7 indicam, a cada ciclo de *clock*, se o dado que está sendo transferido é um cabeçalho ou dado de monitoração. *Bits* 8 a 15 correspondem ao código do PIT que está sendo transmitido, enquanto os *bits* 16 a 27 contém a identificação do pacote de prótons sendo transmitido (BCID - *Bunch Crossing ID*).

Além dos registradores de estado, existem 8 registradores que permitem controlar e modificar funções específicas no CTP\_MON. A Tabela 3.4 mostra os 11 registradores de controle.

O registrador *Input Selection* controla o multiplexador que existe para cada entrada do sistema de monitoração, como mostra a Figura 3.2. Através dele é possível determinar se a célula de histogramação vai receber o sinal de *trigger* decodificado, nível baixo ou nível alto. Este recurso é implementado para viabilizar testes, ou para desabilitar canais não utilizados durante a operação normal do sis-

Tabela 3.4: Registradores de controle do CTP\_MON.

Registrador	Bits	Descrição
<i>Input Selection</i>	10	Seleciona os sinais de entrada para a FPGA de histogramação.
<i>BC Offset</i>	12	Define o alinhamento entre o sinal ORBIT e o pacote zero.
<i>Almost Overflow</i>	4	Estabelece o nível de comparação da condição de quase <i>overflow</i> .
<i>General Control</i>	8	Define modo de operação, habilita a memória de histogramação e habilita o <i>Turn Counter</i> .
<i>FIFO Configuration</i>	2	Estabelece os níveis de ativação dos sinais de estado das FIFO.
<i>BCID Max</i>	32	Modifica o valor máximo para a identificação dos pacotes (usado somente nas simulações).
<i>Number of Turns</i>	30	Define o número de voltas do feixe a serem monitoradas.
<i>TBC</i>	2	Sinais de controle do dispositivo <i>Test Bus Controller</i> ( <i>Ready</i> e <i>Strobe</i> ).

tema. Uma vez que o CTP\_MON tem capacidade para monitorar até 160 sinais, e atualmente 122 estão definidos no experimento, as entradas não utilizadas devem ser desabilitadas através deste recurso.

O registrador *BC Offset* permite a mudança de posição do pacote zero em relação ao sinal ORBIT. Esta flexibilidade é necessária visto que o ORBIT, ao chegar no CTP, não apresenta mais o alinhamento temporal correto em relação ao primeiro pacote do feixe.

*Almost Overflow* permite a seleção de um entre 15 níveis de comparação para a ativação da situação *quasi-overflow* em um canal.

O bit menos significativo do registrador *General Control* seleciona o modo de operação do CTP\_MON. Existem dois modos disponíveis: Normal e Janela. No modo Normal, o sistema inicia e finaliza a monitoração com comandos enviados a qualquer instante. O modo Janela permite a definição antecipada do número de voltas do feixe que se deseja monitorar. Neste caso, após a definição do número

de voltas através do registrador *Number of Turns*, basta executar o comando de início do período de monitoração. O segundo *bit* menos significativo do registrador *General Control* habilita, ou desabilita, a operação de escrita na memória de histogramação. Isso permite a redução no consumo de potência do CTP\_MON durante períodos em que ele não esteja sendo usado. A última função do registrador *General Control* é habilitar, ou desabilitar, a inicialização do contador de voltas do feixe (*Turn Counter*) após uma operação de leitura dos dados de monitoração. Alguns *bits* do *General Control* são reservados para futuras implementações. O registrador *FIFO Configuration* permite selecionar o *offset* para os sinais de estado *Almost-Full* e *Almost-Empty* das memórias FIFO. Os valores possíveis são 7, 63, 127 e 255.

O registrador *BCID Max* é utilizado somente em simulações. Para a versão final do sistema, este registrador e sua funcionalidade foram removidos do projeto. Nas simulações, o registrador *BCID Max* permite modificar o valor da identificação do último pacote de prótons. Este recurso foi implementado visando reduzir o tempo das simulações durante o andamento do projeto.

Com o objetivo de permitir a configuração das FPGA remotamente, ou seja, via *software* de controle e barramento VME, existe no CTP\_MON o dispositivo 74LVT8980 [31]. Este componente é um emulador do protocolo IEEE/ANSI 1149.1-2001, mais conhecido pelo acrônimo JTAG [32]. Através de comandos enviados aos seus barramentos de dado e endereço, o dispositivo realiza qualquer função de teste ou configuração, executando o protocolo JTAG. Dois sinais deste dispositivo são armazenados no registrador TBC: *Ready* e *Strobe*. O sinal *Ready* indica se o TBC está pronto para atender a um pedido de acesso (escrita ou leitura), enquanto o *Strobe* é utilizado para ativar início ou fim de acesso. O circuito de controle (FPGA) se comunica com as demais FPGA através de barramentos dedicados.

O circuito de controle também realiza a decodificação e a interface com o barramento VME. O CTP\_MON é um módulo do tipo escravo A32:D32:BLT, compatível com o padrão VME64x [33], [34]. Isto significa que o módulo é compatível com ciclos de 32 *bits* de endereçamento e 32 *bits* de dados. O mnemônico BLT significa que o módulo permite ciclos de escrita e leitura em blocos. O circuito de decodificação e interface foi projetado em uma única arquitetura VHDL, que implementa uma máquina de estado finita com três ciclos possíveis: leitura/escrita, bloco

e interrupção. Uma série de condições são testadas antes e durante a execução de um ciclo. Além de enviar e receber sinais de controle VME, a máquina de estados também gera o sinal de habilitação dos *buffers* de isolamento do barramento de dados, e sinais de controle das FIFO.

### 3.2.1.3 Histogramação

A histogramação dos sinais de *trigger* é distribuída em quatro dispositivos FPGA Stratix EP1S80 (ver Apêndice B), cada uma com capacidade de processar até 40 sinais provenientes da decodificação. Na FPGA de histogramação estão implementados os blocos somador, controle de *overflow*, memória de *overflow*, gerador de endereço e controle de leitura, como mostra a Figura 3.1. Cada FPGA de histogramação opera de forma independente das outras três. A diferença está no barramento de comunicação entre cada uma e o circuito de decodificação. Os parágrafos seguintes descrevem os principais blocos da FPGA de histogramação.

O bloco somador implementa, inicialmente, uma multiplexação do sinal a ser enviado à célula de histogramação. Este multiplexador é configurado pelo registrador *Input Selection*, descrito na seção anterior. O circuito multiplexador é composto de 40 multiplexadores 3-para-1 síncronos com BCK, que podem ser inicializados através do comando *Global Reset*, e que impõe um período de *clock* de latência aos sinais PIT. O sistema oferece dois modos de programação do multiplexador: individual ou global. No modo individual, pode-se alterar o multiplexador específico para somente um PIT, sem alteração dos demais. No modo global, todos os multiplexadores são configurados por um só comando.

Uma vez selecionados pelo multiplexador, os sinais de *trigger* são enviados a 40 somadores síncronos, de 30 *bits* cada, com 4 ciclos de latência. Os sinais de saída do multiplexador são conectados às entradas *carry in* (cin) de cada somador, como ilustra a Figura 3.5.

Cada somador recebe, em um dos barramentos de entrada, o dado lido da memória e no outro nível baixo. A memória lida é síncrona com BCK, do tipo *dual-port*, e armazena aproximadamente 5,1 *Mbits* de dados de monitoração. O somador irá somar 1 ao dado de entrada quando o *carry in* receber 1, ou seja, o sinal de *trigger* estiver ativo (nível alto). A opção por esta forma de incrementação

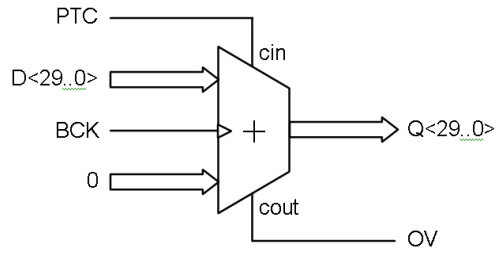


Figura 3.5: Unidade do bloco Somador.

foi baseada em simulações, que demonstraram maior velocidade de processamento ao utilizar-se a entrada de *carry*. Cada somador também possui uma saída *carry out* (cout), que indica a situação de *overflow* no canal específico. Este é o processo de histogramação dos sinais de *trigger*.

O bloco memória de *overflow* contém um *latch*, formado por uma porta OR, um registrador de 40 *bits* e uma memória  $4096 \times 40$ . Estes três componentes armazenam a informação de *overflow* para cada PIT, para cada pacote de prótons. A informação é lida posteriormente com os dados de monitoração, no processo de leitura do CTP\_MON. O controle de *overflow* é realizado por 40 comparadores de 30 *bits*, uma porta OR de 40 entradas e um *latch* que armazena um *bit*, indicando se determinado canal está próximo do *overflow*. Tanto os comparadores como a porta OR são elementos síncronos com o *clock* e possuem latência de 1 ciclo. Esta limitação é necessária, devido ao atraso existente nas operações sobre dados de 40 *bits*.

O gerador de endereços, na Figura 3.1, produz a identificação local de cada pacote de partículas, baseado no *clock* e no ORBIT (o sinal de referência do primeiro pacote). Este circuito é baseado em dois contadores síncronos de 12 *bits*. Um dos contadores gera a identificação do pacote, enquanto o outro é responsável pelo *offset*, o que significa ser inicializado pelo sinal ORBIT. A cada transição de *clock*, o valor do contador de *offset* é comparado com o registrador *BC Offset*. Quando os valores se igualam, o contador que gera a identificação é inicializado. Este mecanismo pode ser chamado de contador módulo N, onde a frequência do sinal ORBIT define o valor de N. Além da identificação de pacote, que é utilizado como endereço de leitura da memória de histogramação, também é gerado um endereço de escrita defasado de 5 ciclos de *clock* em relação ao de leitura. Isto é realizado para se levar em conta

a latência do somador, e a latência de 1 ciclo imposta pela memória no momento da leitura. Em resumo, todo o processo de histogramação é realizado de forma *pipeline*, lendo e escrevendo na memória continuamente. O fato de a memória ser *dual-port* permite uma histogramação sem tempo morto, visto que escrita e leitura são realizadas através de portas distintas, através de endereços diferentes.

O último circuito a ser analisado na FPGA de histogramação é o controle de leitura, que contém três elementos importantes: multiplexadores, máquinas de estado (*Finite State Machine* - FSM), e FIFO, como ilustra a Figura 3.6. Dois multiplexadores com 40 barramentos de entrada e 1 de saída são utilizados para selecionar o canal a ser lido e os *bits* correspondentes de *overflow*. As entradas de seleção destes multiplexadores são controladas pela máquina de estado A na figura. Esta máquina também gera sinais de estado que são enviados para o registrador *Readout Status*. A máquina A também controla que tipo de informação está sendo transferida para as FIFO, se dados de monitoração e *overflow* ou cabeçalhos. Estes cabeçalhos são explicados no parágrafo seguinte. A máquina de estado B gera o sinal de habilitação de escrita para a FIFO externa.

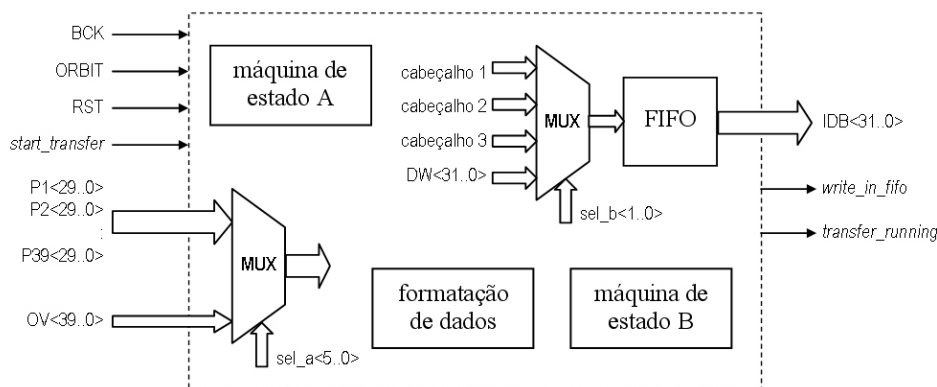


Figura 3.6: Controle de leitura na FPGA de histogramação.

O processo de leitura do CTP\_MON é iniciado com o comando *Start Readout* enviado pela CPU. Este comando move a máquina de estado A do estado inicial (0) para um segundo estado (1). Uma vez no estado 1, a máquina aguarda um sinal interno (*sync*) que sincroniza a transferência dos dados com o pacote zero. Ao receber o *sync*, a máquina move-se pelos estados 2, 3 e 4 sequencialmente. Nestes estados são transferidos os três cabeçalhos de controle. Após o estado 4, a máquina move-se para o 5, durante o qual o PIT específico (mais a informação de *overflow*)



é transferido em 3563 ciclos de BCK. Em suma, o controle de leitura fixa o sinal de *trigger* monitorado, e transfere os resultados de monitoração para cada pacote do feixe. A Figura 3.7 ilustra o diagrama de estados da máquina A.

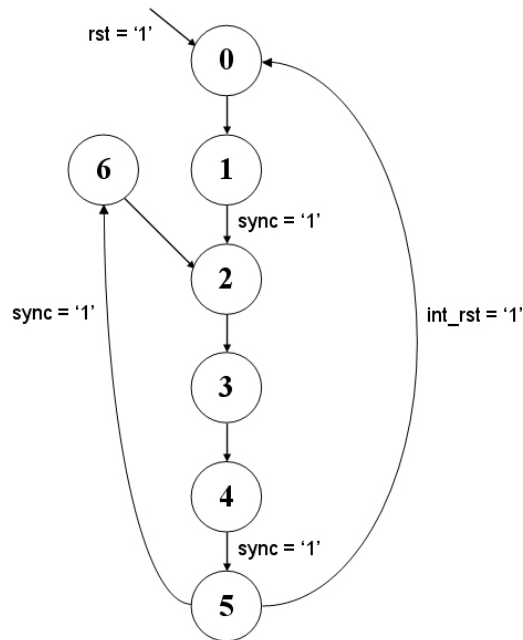


Figura 3.7: Diagrama de estados do processo de leitura dos dados de monitoração (máquina de estado A).

Além do processo de transferência de dados da memória de histogramação para as FIFO, o bloco controle de leitura realiza a formatação dos dados a serem lidos do sistema de monitoração. Todos os dados lidos são de 32 *bits*, podendo ser de dois tipos: cabeçalho ou monitoração. Existem três tipos de cabeçalhos, transferidos em ciclos consecutivos do *clock*, para cada canal que será enviado. Cada cabeçalho é identificado pelos três *bits* mais significativos no barramento de dados (D31, D30 e D29). As informações contidas no primeiro cabeçalho correspondem à identificação do primeiro pacote e do primeiro canal (PIT) que serão enviados. A identificação do canal varia de 0 a 39, para a primeira FPGA, de 40 a 79, para a segunda, e assim por diante até a quarta FPGA de histogramação. O segundo e o terceiro cabeçalhos informam a quantidade de voltas do feixe monitoradas.

A transferência de dados da memória de histogramação para a FIFO ocorre da seguinte forma: após o comando *Start Readout*, espera-se a primeira ocorrência do sinal ORBIT. No ciclo seguinte à chegada do ORBIT, são transferidos os três primeiros cabeçalhos durante uma volta do feixe. Na segunda volta do feixe, são

transferidos os dados de monitoração correspondentes ao PIT 0. Na terceira volta do feixe, os cabeçalhos são enviados novamente, só que contendo dados correspondentes ao PIT 1. O processo todo se repete até que os dados correspondentes ao último sinal monitorado sejam transferidos. Utilizando-se este mecanismo, são necessárias duas voltas completas do feixe para transferir os resultados de cada sinal monitorado. Como as quatro FPGA de histogramação transferem seus dados para as FIFO em paralelo, são utilizadas no total 80 voltas do feixe para transferir toda a informação de monitoração. Isso resulta em um tempo total de transferência de, aproximadamente, 7,12 ms. Para evitar que o sistema VME tente ler as FIFO enquanto estão vazias, existe um sinal de estado, no registrador *Readout Status*, que indica quando as FIFO podem ser lidas. É importante observar que durante o processo de leitura dos resultados de monitoração, o conteúdo da memória na FPGA de histogramação não é alterado. O processo de monitoração dos sinais de *trigger*, caso esteja em andamento, não é afetado de forma alguma. Isto é conseguido porque o barramento de saída da memória de histogramação é compartilhado. A Tabela 3.5 mostra os tempos estimados para as operações de leitura do CTP\_MON, considerando uma taxa de transferência em bloco, no barramento VME, de 32 MB/s.

Tabela 3.5: Tempo estimado para as operações de leitura do CTP\_MON.

<b>Origem</b>	<b>Destino</b>	<b>Dados</b>	<b>Tempo de transferência</b>
FPGA de histogramação	FIFO	$142680 \times 32$	7,12 ms
FIFO	CPU VME	$570720 \times 32$	71,34 ms

Em resumo, o tempo total para ler os dados de monitoração do CTP\_MON é inferior a 80 ms, o que não causa grande impacto na banda passante para acesso aos dados do CTP. Supondo, por exemplo, uma leitura automática da informação de monitoração a cada 1 minuto, o tempo de acesso aos dados representa uma parcela de 0,13 %.

### 3.2.2 Simulações

Durante o projeto do sistema de monitoração, foram realizadas diversas simulações visando avaliar o funcionamento e medir a temporização dos circuitos.

Apresentamos, inicialmente, as simulações da lógica interna das FPGA, descrita nas secções anteriores. A ferramenta utilizada nestas simulações foi a mesma ferramenta de projeto da lógica programável, Quartus II [35]. As duas simulações mais abrangentes serão apresentadas nas próximas secções. A primeira visa verificar o funcionamento do bloco controle de leitura na FPGA de histogramação. A segunda simula a monitoração dos sinais de *trigger* e a leitura dos resultados.

Além das simulações das FPGA, foram realizadas simulações no nível do sistema, visando verificar a comunicação entre as FPGA e as FIFO. Neste caso, a ferramenta utilizada foi a NCSim [36], que permite o uso de modelos codificados próprios para simulação. Desta forma, pudemos simular as FIFO através de modelos disponibilizados pelo seu fabricante.

Deve-se observar que, para reduzir o tempo de simulação, o registrador *BCID Max* foi usado com o valor constante de 7 (decimal). Nesta situação hipotética, o feixe do LHC seria formado somente por 8 pacotes de prótons.

### 3.2.2.1 Simulações da lógica programável (FPGA)

#### Controle de leitura

Esta simulação teve como objetivo verificar três funcionalidades no bloco Controle de leitura, na FPGA de histogramação:

- Funcionamento da máquina de estados responsável pelo processo de leitura;
- Funcionamento da FIFO interna;
- Geração e temporização do sinal de escrita enviado à FIFO externa.

A Figura 3.8 ilustra um intervalo de simulação, com duração total de 25  $\mu$ s, que é suficiente para observarmos o funcionamento do controle de leitura. O sinal *clk* é o *clock* do LHC, ou seja, 40 MHz. Observe que não existe o sinal de referência ORBIT na simulação, visto que a identificação dos pacotes (BCID) é definida como um estímulo, tornando ORBIT desnecessário.

Esta simulação pode ser dividida em 4 fases distintas, definidas pelo sinal *state* na Figura 3.8, que pode assumir os estados 1, 2, 4 e 5. Após a recepção do comando *start\_readout*, *state* vai para 1, assim como o sinal de estado *transfer\_running*, indicando o início da transferência dos dados de monitoração da FPGA

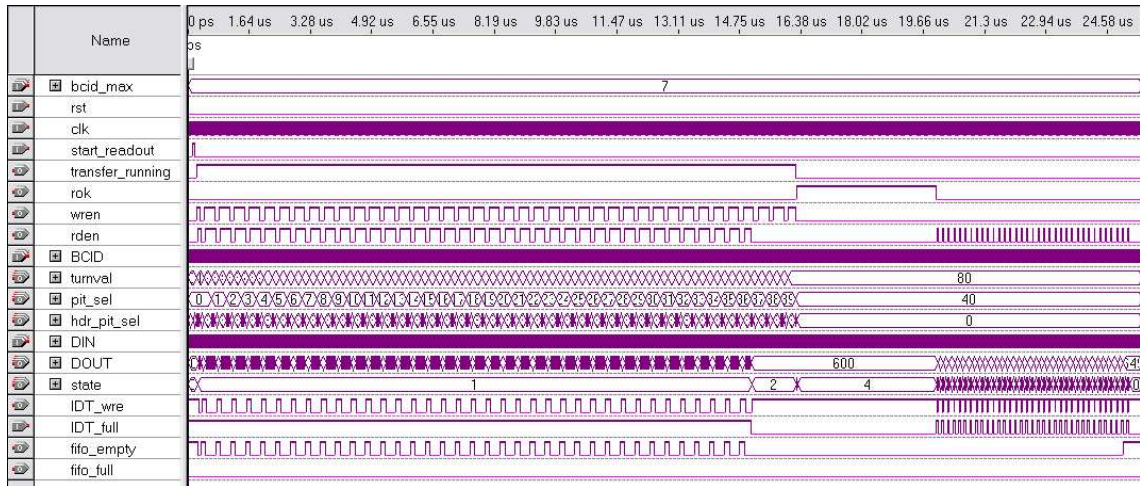


Figura 3.8: Simulação do controle de leitura na FPGA de histogramação.

de histogramação para a FIFO. Durante  $state = 1$ , enquanto a FIFO externa está recebendo continuamente dados da FPGA, a FIFO interna está operando de modo transparente, ou seja, cada dado escrito é lido no *clock* seguinte. Em torno de  $15 \mu s$  o sinal indicando que a FIFO está cheia (neste caso um estímulo) é ativado, movendo  $state$  para 2. Durante esta segunda fase, a FPGA de histogramação não envia dados à FIFO externa, mas somente à FIFO interna. Isto ocorre até que todos os dados da memória de histogramação sejam lidos. Este processo pode ser verificado através do sinal *fifo\_empty*, que uma vez em nível baixo, indica que a FIFO interna não está vazia. Quando todos os dados são transferidos, o sinal *transfer\_running* retorna para nível baixo, indicando que a transferência chegou ao fim. O sistema VME pode então iniciar a leitura das FIFO do CTP\_MON. Durante  $state = 4$ , o circuito controle de leitura se mantém inativo, aguardando o comando de leitura enviado pelo sistema VME. O quarto e último estágio da simulação inicia assim que o controle recebe este comando. Durante esta última fase, um mecanismo assíncrono (do tipo *handshake*) é ativado entre o circuito de controle e a FIFO externa. Este mecanismo fica em execução até que todos os dados da FIFO interna sejam lidos. A partir deste ponto ocorre somente transferência de dados entre a FIFO externa e o barramento VME. O *setup time* para o sinal *write enable* da FIFO, medido na simulação, foi de  $16,0 \text{ ns}$ , enquanto o mínimo exigido na sua especificação é de  $3,0 \text{ ns}$ . O *hold time* medido foi de  $9,1 \text{ ns}$ , enquanto o mínimo especificado é de  $0,5 \text{ ns}$ . Estes resultados demonstram boa margem de segurança no processo de transferência dos

dados, visto que os parâmetros de temporização da FIFO estão sendo respeitados, com valores 5 vezes acima dos exigidos.

Em resumo, esta simulação verificou o correto funcionamento da máquina de estados do controle de leitura. Também verificou que a temporização do processo de leitura da FPGA de histogramação mantém boa margem de segurança quanto aos parâmetros *setup time* e *hold time* da FIFO externa, que são pontos críticos do projeto em relação à integridade dos dados de monitoração lidos.

### Monitoração dos sinais de *trigger*

Como descrito na seção Projeto, a monitoração dos sinais de *trigger* no CTP\_MON pode ser realizada de dois modos: Normal e Janela. A simulação apresentada a seguir foi realizada no modo janela, onde a monitoração ocorre durante um número específico de voltas do feixe, configurado no registrador *Number of Turns*. Para verificar o correto funcionamento do mecanismo histogramador dos sinais de *trigger*, observamos os dados lidos no barramento de dados de saída da FPGA de histogramação (IDB na Figura 3.9) após um período completo de monitoração.

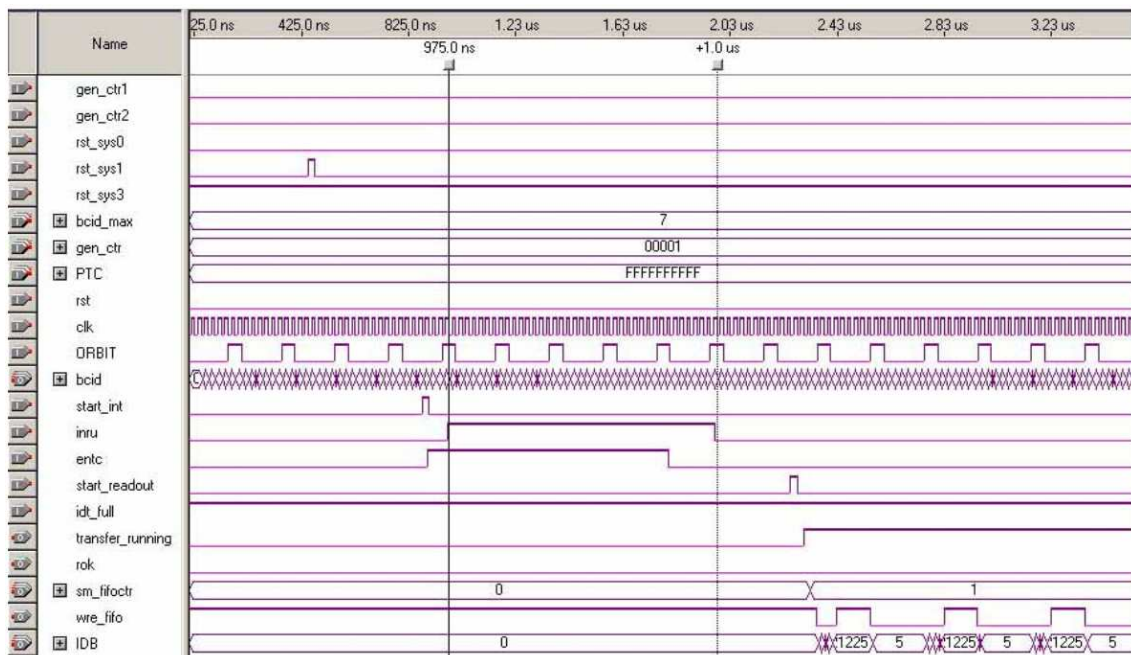


Figura 3.9: Simulação temporal da monitoração dos sinais de *trigger*.

Nesta simulação, o registrador *General Control* é configurado como "00001", ou seja, a operação do sistema de monitoração é no modo janela. Como a FPGA de decodificação não faz parte da simulação, o barramento PTC < 39..0 >, que

seria por ela enviado, é definido como estímulo, assumindo o valor fixo de  $0 \times FFFFFFFF$ . Desta forma, podemos verificar se todos os canais estão funcionando corretamente. Na Figura 3.9 podemos observar que o primeiro comando enviado é o chamado *rst\_sys1*, que inicializa a memória da FPGA de histogramação. Simulações anteriores demonstraram que, sem esta inicialização, a memória contém inicialmente valores arbitrários e aleatórios. Isto causa o funcionamento incorreto do restante da simulação, o que também ocorreria no sistema em operação. Em 887,5 ns o sinal *start\_int* é enviado, ativando uma janela de monitoração com 1000 ns de duração (representando 5 voltas do feixe, como indicado pelo sinal ORBIT). Neste ponto (975 ns) podemos verificar o correto sincronismo da janela (sinal INRU) com o sinal de referência ORBIT. Em 2262 ns o comando *start\_readout* é enviado e podemos observar que o valor 5 é lido pelo barramento IDB, para todos os PTCs e todos os pacotes. Esse resultado verifica o funcionamento esperado do projeto, visto que o barramento PTC<39..0> está com todos os *bits* ativos (nível lógico alto) durante as 5 voltas do feixe. Outros recursos verificados nesta simulação foram o contador de voltas, que apresentou o número correto de voltas monitoradas, e os cabeçalhos, que continham os valores  $0 \times 80000004$ ,  $0 \times A0000005$  e  $0 \times C0000000$ , para o primeiro PIT transmitido.

### 3.2.2.2 Simulações do sistema

Foram realizadas duas simulações principais no nível do sistema, ou seja, entre dispositivos. A primeira verificou a comunicação entre a FPGA de histogramação e a FIFO. Neste caso, os únicos dispositivos simulados foram os dois envolvidos na comunicação. Os demais sinais necessários, gerados pelas FPGA de controle e de decodificação, foram definidos como estímulos. A segunda simulação, que foi realizada com o objetivo de testar a leitura da FPGA de histogramação, teve uma abrangência maior que a primeira, incluindo também a FPGA de controle.

#### Comunicação com a FIFO

Esta simulação teve como objetivo principal verificar a comunicação entre a FPGA de histogramação e a FIFO externa, ou seja, o protocolo *handshake* estabelecido entre ambas. Os sinais de controle VME, o barramento PTC (controlado pela FPGA de decodificação) e os registradores são definidos como estímulos arbitrários,

enquanto os sinais envolvidos na transferência de dados são gerados pelos dispositivos. A Figura 3.10 mostra as formas de onda obtidas, utilizando a ferramenta de simulação NCSim.

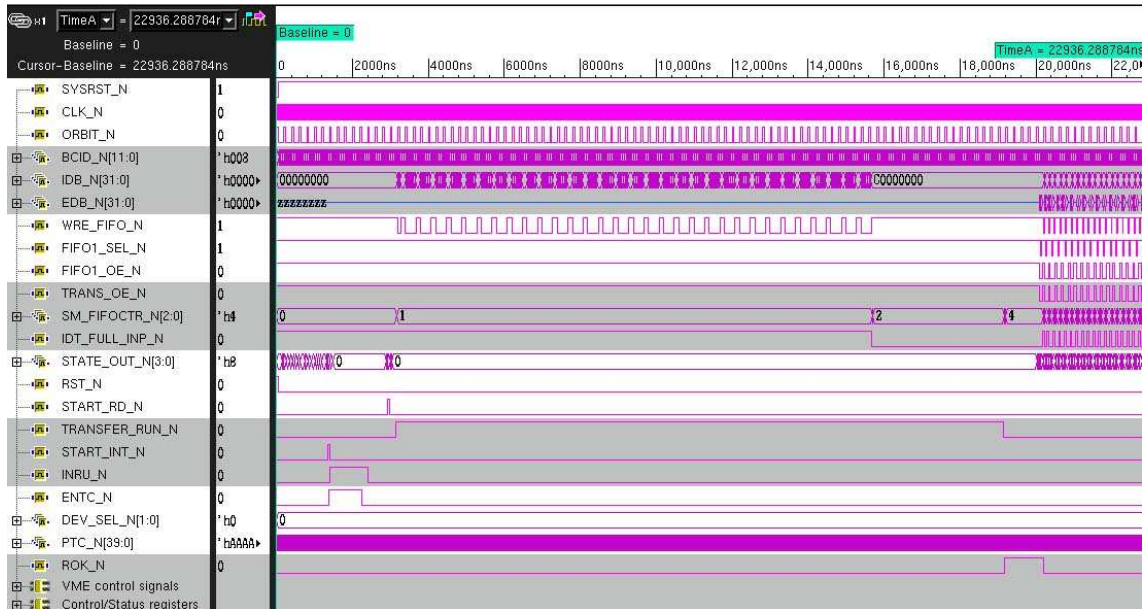


Figura 3.10: Simulação temporal (1/2) incluindo as FPGA de controle, histogramação, e a FIFO.

Podemos observar, inicialmente, que antes de 4000 ns é enviado o comando de início de monitoração, e uma janela de 5 voltas do feixe é ativada (como mostra o sinal (INRU\_N)). Este sinal, assim como o habilitador do contador de voltas (ENTC\_N), é gerado pelo circuito de controle a partir do comando START\_INT\_N. Mais uma vez, podemos verificar que a janela de integração está em sincronismo com o sinal ORBIT, fazendo com que a monitoração inicie sincronamente com o pacote zero. O barramento PTC\_N foi definido com os valores  $0 \times AAAAAAAAAA$  e  $0 \times 5555555555$ , que se alternam a cada ciclo de *clock*. Ainda antes de 4000 ns, um comando de início de leitura (START\_RD\_N) é enviado ao sistema de monitoração. Como consequência deste comando, observamos a ativação do sinal TRANSFER\_RUN\_N, que indica a transferência dos dados da FPGA de histogramação para a FIFO, entre 3200 ns e 19950 ns. Após este período, como esperado, o sinal de estado ROK\_N (*Readout OK*) indica ao sistema VME que a FIFO já pode ser lida. Aproximadamente em 20000 ns, inicia-se uma transferência em blocos do conteúdo da FIFO. A Figura 3.11 mostra a continuação da simulação, onde podemos

visualizar o processo de *handshake* entre a FPGA de histogramação e a FIFO. Em paralelo, ocorre a transferência de dados em blocos da FIFO para o sistema VME.

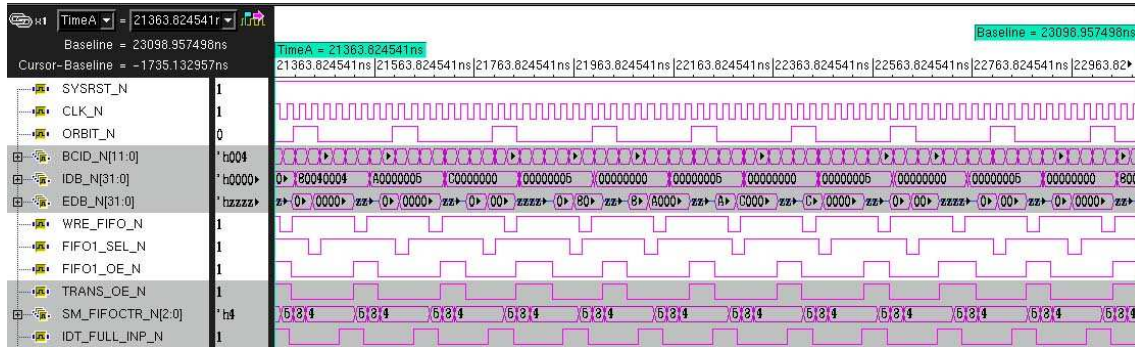


Figura 3.11: Simulação temporal (2/2) incluindo as FPGA de controle, histogramação, e a FIFO.

Na Figura 3.11, EDB\_N é o barramento de dados de saída da FIFO, enquanto WRE\_FIFO\_N e FIFO1\_SEL\_N são, respectivamente, os sinais *write enable* e *read enable* da FIFO. O bloco Controle de leitura, na FPGA de histogramação, implementa um mecanismo de *handshake* entre a FPGA a FIFO, ou seja, para cada operação de leitura de um dado da FIFO, um novo dado é escrito. Conforme verificamos, os primeiros 3 dados transmitidos via IDB\_N são os cabeçalhos 1, 2 e 3. Em seguida, os dados de monitoração, do pacote 0 ao 7, são transmitidos com os valores 5 e 0 alternadamente, como esperado. No barramento EDB\_N também verifica-se a transmissão dos mesmos dados. Considerando todo o período de simulação, a pior situação entre uma transição de *clock* e um dado válido ficou em 6 ns. Como o *setup time* mínimo admitido pela FIFO é de 3 ns, podemos garantir com boa margem de segurança que a transferência de dados ocorrerá sem problemas, mesmo levando em conta atrasos causados pelas trilhas de comunicação entre os dispositivos. Outras simulações foram feitas, atribuindo-se diferentes padrões para o barramento PTC\_N. Em todos os casos os resultados demonstraram o correto funcionamento do sistema.

### Leitura dos dados

Esta segunda simulação do sistema envolve a FPGA de histogramação, a de controle e a FIFO, e tem como objetivo verificar os seguintes itens:

- Operação de escrita nos registradores de controle;
- Funcionamento da máquina de estado que controla o processo de leitura do



CTP\_MON;

- Funcionamento da máquina de estado utilizada no circuito de decodificação e interface VME;
- Temporização do sinal de controle VME DTACK;
- Funcionamento da FIFO interna da FPGA de histogramação;
- Funcionamento e temporização da FIFO externa;
- Geração e temporização do sinal *write enable* para a FIFO externa.

Os sinais de controle VME são definidos como estímulos, seguindo a especificação VME64 [33]. Esses sinais são: SYSRST\_N (*system reset*), AM\_N< 5..0 > (*address modifier*), ADD\_N< 31..1 > (*address bus*), LW\_N (*long word*), WR\_N (*write*), AS\_N (*address strobe*), DS0\_N (*data strobe 0*) e DS1\_N (*data strobe 1*). Todos estes sinais têm sua temporização especificada no padrão VME64.



Figura 3.12: Simulação temporal das operações de escrita nos registradores de controle do CTP\_MON.

Até 880 ns, três registradores de controle do CTP\_MON são configurados: *BCID\_MAX*, *FIFO Configuration* e *Reset System*, conforme ilustra a Figura 3.12. No primeiro registrador é escrito o valor 7, que define um feixe de 8 pacotes para reduzir o tempo de simulação. O segundo registrador configurado (*FIFO Configuration*)

estabelece os valores de *offset* para a geração dos sinais de estado da FIFO. No instante 785 ns, o comando *master reset* é ativado no registrador *Reset System*. Este comando inicializa as memórias FIFO interna e externa. Para verificarmos o funcionamento da máquina de estado que controla o processo de configuração dos registradores, observamos o sinal STATE\_OUT\_N< 3..0 >, que indica em qual estado a máquina se encontra. Durante cada operação de escrita, a máquina percorre os estados  $0 \times 2$ ,  $0 \times 4$  e  $0 \times 6$ , conforme esperado.

A Figura 3.13 mostra a simulação completa, que tem duração de 30  $\mu s$ . No instante 1087 ns, é enviado um comando para iniciar o processo de leitura da FPGA de histogramação (sinal START\_RD\_N na Figura 3.13). Este comando move a máquina de estado que controla o processo de leitura para o estado 1. A partir deste ponto, até 26540 ns, a simulação apresenta os mesmos resultados da simulação mostrada na Figura 3.9. Neste caso, o sinal de estado de FIFO cheia (*full flag*) é definido como um estímulo, em razão do longo tempo necessário para torná-lo ativo no caso de simulação. A temporização utilizada para definir este sinal foi definida a partir da especificação da memória. A Tabela 3.6 mostra os parâmetros temporais da FIFO, obtidos na simulação.

Tabela 3.6: Parâmetros temporais simulados relativos a FIFO.

Parâmetro	Especificação	De 1,6 $\mu s$ a 16,0 $\mu s$	De 20,0 $\mu s$ a 26,4 $\mu s$
<i>Setup Time</i> para o <i>write enable</i>	3,0 ns (mín)	13,3 ns	13,3 ns
<i>Hold Time</i> para o <i>write enable</i>	0,5 ns (mín)	11,7 ns	11,7 ns
<i>Setup Time</i> para o <i>read enable</i>	3,0 ns (mín)	-	6,3 ns
<i>Hold Time</i> para o <i>read enable</i>	0,5 ns (mín)	-	18,7 ns
<i>Setup Time</i> para os dados	3,0 ns (mín)	7,0 ns	131,0 ns
<i>Hold Time</i> para os dados	0,5 ns (mín)	15,0 ns	14,2 ns
Tempo de acesso aos dados	4,5 ns (máx)	-	1,8 ns
Frequência de acesso	250,0 MHz (máx)	40,0 MHz	6,7 MHz

Como podemos observar na tabela, mesmo no caso de menor margem de segurança, o *setup time* para o sinal de *read enable*, o circuito projetado apresenta

mais que o dobro do tempo necessário (6,3 ns contra 3,0 ns), especificado para a FIFO. Esses resultados comprovam o correto funcionamento do projeto e que o sistema tem boa margem de segurança para operar sem violação das especificações.

### 3.2.3 Testes em Laboratório

Vários testes do primeiro protótipo foram realizados em laboratório, antes da colocação do CTP\_MON em testes com feixe de partículas. Estes testes de laboratório tiveram como objetivos verificar: o correto funcionamento do módulo (incluindo-se o circuito fabricado, as conexões entre dispositivos, os dispositivos em si, e o circuito projetado), o circuito de interface VME e a integração do CTP\_MON com os outros módulos do CTP. Os testes foram realizados no laboratório do Nível 1 de *Trigger* do ATLAS, no CERN.

Primeiramente, testes preliminares foram realizados com o módulo não conectado ao *crate* VME, visando verificar possíveis problemas de curto-circuito que pudessem colocar o *crate* em risco. Nenhum problema foi encontrado.

Após a realização dos testes preliminares, foi realizada uma primeira tentativa de integração do CTP\_MON no CTP, com os módulos CTP\_IN e CTP\_MI presentes no barramento. As primeiras tentativas de acesso aos outros módulos, com o CTP\_MON presente no sistema, falharam. A razão era a existência de dois erros no circuito, com relação ao sinal de controle DTACK (*Data Acknowledge*). Um erro estava na lógica da FPGA de controle e o outro no modo como o sinal DTACK estava conectado ao barramento VME, através do *buffer* de isolamento. No primeiro caso, a FPGA estava sempre mantendo o sinal DTACK em nível alto quando este estava inativo. Pela especificação VME64, este sinal deve ser mantido em tri-state quando inativo, uma vez que todos os módulos no *crate* utilizam este sinal para as operações de acesso. No caso da conexão incorreta no *hardware*, a conexão do sinal DTACK entre a FPGA de controle e o barramento VME estava sempre habilitada através do *buffer* de isolamento. O primeiro erro foi corrigido através de pequenas modificações no *firmware* da FPGA de controle. Para contornar o erro na conexão física do sinal DTACK, uma trilha foi interrompida no circuito impresso e uma conexão foi feita através de fio de cobre. Após a eliminação dos dois problemas no laboratório, os acessos a todos os módulos puderam ser realizados corretamente, sem

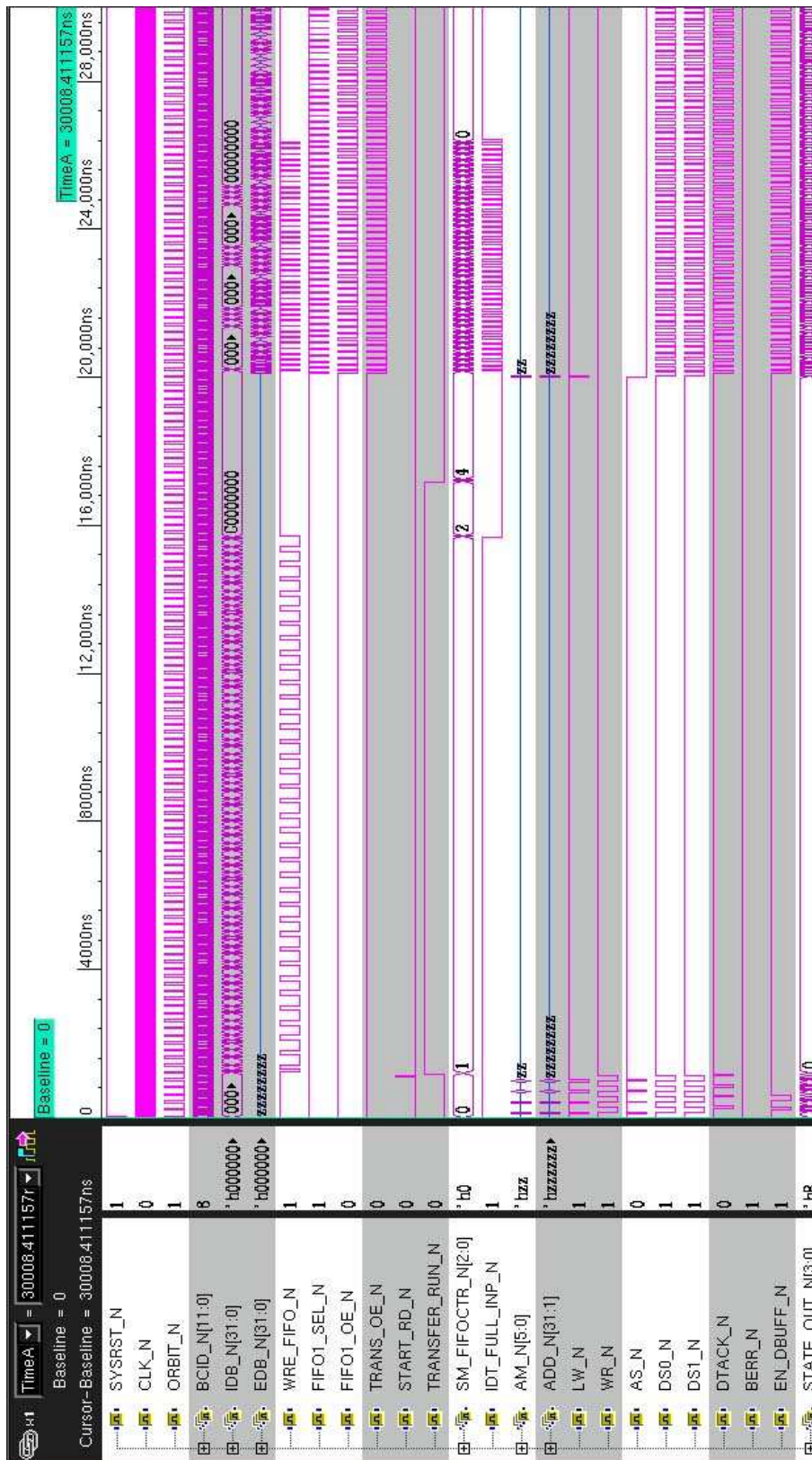


Figura 3.13: Simulação temporal de operações de escrita e leitura, incluindo os dispositivos FPGA de histogramação e de controle, e a FIFO.

nenhuma outra falha.

Uma segunda bateria de testes foi realizada para verificar a leitura dos sinais de *trigger* ( $PIT < 159..0 >$ ), gerados pelo módulo CTP\_IN. O principal objetivo do teste era verificar a melhor transição (subida ou descida) do sinal de *clock* para amostrar os sinais PIT. Utilizando o PIT 0 como referência, foi medido um tempo de 8,5 ns da transição positiva de BCK para um nível alto estável no PIT, como ilustra a Figura 3.14. Estes sinais foram observados através de uma placa de teste,

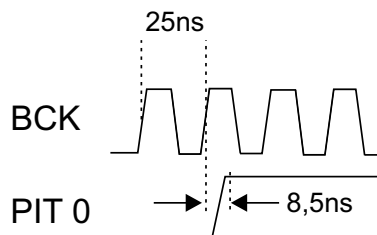


Figura 3.14: Temporização do *clock* BCK para um sinal de *trigger* no CTP.

inserida no *crate*, e um osciloscópio. O resultado demonstra que nenhum problema de temporização deve ocorrer na recepção do PIT, uma vez que o *setup time* na FPGA de decodificação é de 5,0 ns.

Os primeiros testes de monitoração dos sinais de *trigger* demonstraram resultados incorretos. Depois de alguns testes utilizando padrões gerados dentro da FPGA de decodificação, percebemos que o problema estava na diferença entre a definição dos sinais no CTP\_IN e no CTP\_MON. Ao monitorar supostamente o PIT 0, o CTP\_MON, na verdade, estava monitorando um outro PIT. O problema ocorreu devido a modificações realizadas no projeto de *layout* do CTP\_MON, após o término do projeto do sistema. Estas modificações alteraram a posição de alguns sinais PIT no módulo. Para manter o padrão definido na documentação do CTP, decidimos modificar a definição dos sinais internamente na FPGA de decodificação. Após a modificação no *firmware* da FPGA, todos os resultados de monitoração demonstraram o correto recebimento dos sinais PIT e sua monitoração.

### 3.2.4 Teste Combinado com Feixe de Partículas

Os resultados experimentais apresentados nesta seção foram obtidos no chamado *Combined Testbeam*, realizado no CERN. Durante o teste, grande parte do

Nível 1 foi testada de forma integrada, em escala reduzida. Este foi o último de uma série de testes dos sub-sistemas com feixe de partículas, neste caso, feixe de píons. Além do CTP, estavam presentes os sub-sistemas Calorímetro, Múon e TTC.

Inicialmente, após períodos de monitoração, os resultados indicaram algum tipo de falha no sistema, pois os dados lidos não eram coerentes com o esperado. Os dados apresentavam somente o primeiro cabeçalho, e este continha valores errados. Ainda no primeiro dia de teste, foi descoberto que o problema não estava no sistema de monitoração, mas era causado por eventuais desligamentos do sinal ORBIT, que era gerado externamente ao CTP. O CTP\_MON não tem como funcionar corretamente sem a presença deste sinal de referência, visto que a monitoração é realizada pacote a pacote. Na ausência do sinal ORBIT, o circuito de geração da identificação dos pacotes, presente no controle e na FPGA de histogramação, não tem meios de operar corretamente, como descrito na seção 3.1.2.3. Este fato tem duas consequências imediatas: a produção de resultados inválidos durante a monitoração e a leitura incorreta dos dados.

Uma segunda causa de falhas foi detectada em relação ao sinal ORBIT. Excepcionalmente, durante este *testbeam*, o período do ORBIT apresentava variações de tempos em tempos. Esta variação podia chegar a um ciclo de *clock* (BCK). Durante um ciclo completo de geração do feixe (com duração de 12 s), somente por 2,6 s o período do ORBIT era constante. Esta variação não tem consequências na monitoração dos sinais de *trigger* na FPGA de histogramação, mas pode interferir no processo de transferência dos dados da FPGA para a FIFO. Isso ocorre porque o processo é controlado pelo registrador *BCID Max*, que armazena a identificação do último pacote. Se, durante o processo de transferência, o período do ORBIT variar por pelo menos um ciclo de *clock*, a máquina de estado que controla o processo produz sinais incorretos, afetando a sequência dos dados enviados à FIFO. Este problema foi contornado durante o *testbeam*, pois sempre era possível tentar novamente transferir os dados monitorados, visto que eles mantêm-se armazenados na memória da FPGA de histogramação mesmo após a transferência para a FIFO.

Com o objetivo de adequar o CTP\_MON às condições do *testbeam*, tivemos que configurar inicialmente o registrador *BCID Max* com o valor  $0 \times 39B$ , que corresponde aos 924 pacotes existentes no feixe.

A partir do terceiro dia de *testbeam*, conseguimos ler resultados coerentes do CTP\_MON, com os cabeçalhos corretamente formatados. Durante todo o *testbeam*, a FPGA de decodificação manteve-se configurada de forma transparente, ou seja, cada saída corresponde a uma entrada. Desta forma, a monitoração foi sempre realizada sobre cada PIT individualmente, facilitando a verificação do sistema.

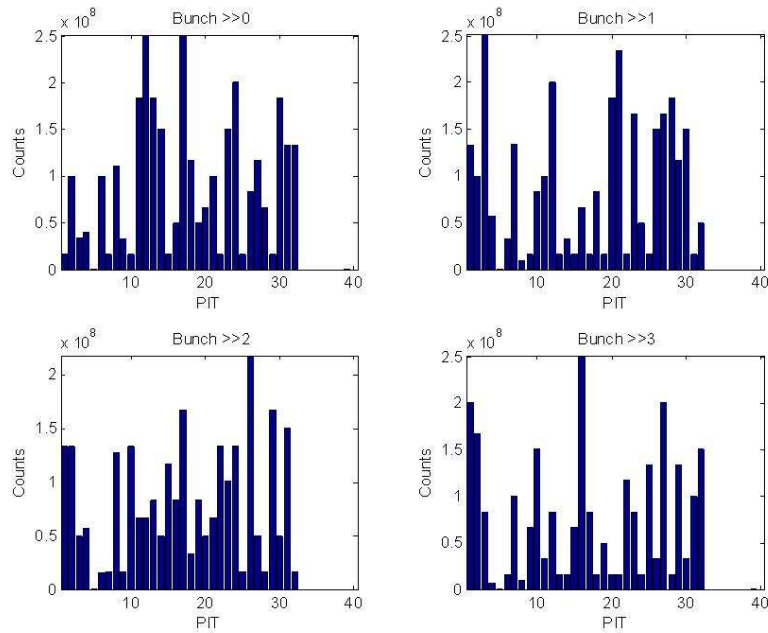


Figura 3.15: Resultado de 20 minutos de monitoração dos pacotes 0, 1, 2 e 3.

Em vista da constante instabilidade nas condições dos sub-sistemas, não foi possível extrair resultados de monitoração que possam ser analisados do ponto de vista da física envolvida. Sendo assim, observando a Figura 3.15, não podemos tirar nenhuma conclusão acerca do estado do feixe, ou mesmo da taxa de *trigger*. A figura ilustra o histograma dos 40 canais monitorados, para os pacotes 0, 1, 2 e 3, durante 20 minutos. Por outro lado, podemos dizer que o CTP estava recebendo sinais de *trigger* de forma aleatória, sem nenhuma tendência por pacote ou canal.

As Figuras 3.16 e 3.17 mostram os resultados de monitoração vistos de outra forma, onde cada gráfico mostra o comportamento de um canal em todos os pacotes. No caso da Figura 3.16, os sinais monitorados são provenientes do sub-sistema Filtro do Calorímetro. Eles correspondem, em princípio, a um grupo de 3 *bits* que representam multiplicidade de elétrons / jatos, com nível de discriminação de, no mínimo, 20 eventos. Porém, como os três sinais apresentam pouca diferença

quanto ao máximo de contagens (o que não é esperado, visto que o sinal menos significativo deveria apresentar maior contagem que os demais), concluímos que os sinais de *trigger* recebidos na verdade não foram válidos durante todo o período de monitoração. Com relação aos gráficos mostrados na Figura 3.17, os sinais eram provenientes do sub-sistema Filtro do Múon. Os três sinais correspondem a um grupo de discriminação de multiplicidade de múons. Como podemos observar, o PIT 34 não apresenta nenhuma contagem, o que é coerente com o fato deste sinal ser o mais significativo do grupo.

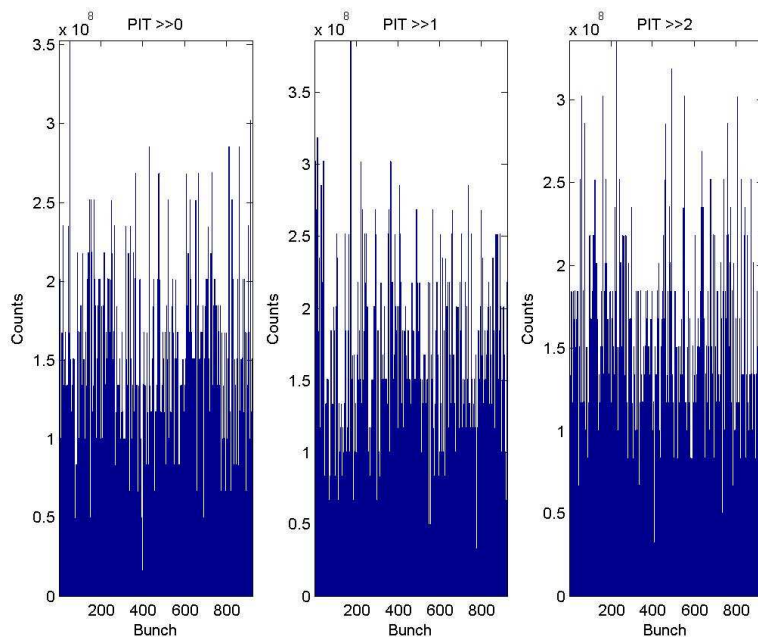


Figura 3.16: Resultado de 20 minutos de monitoração dos sinais PIT0, PIT1 e PIT2, provenientes do Calorímetro.

O PIT 32 corresponde ao menos significativo, e por este motivo apresenta maior contagem. Isto comprova que o sub-sistema Filtro do Múon estava operando de forma normal e estável durante o período de monitoração. Observando a Figura 3.17, também podemos concluir que a maior taxa foi de  $250 \times 10^{-9}$  disparos por volta do feixe. Significa dizer que, em média, a cada 4 milhões de voltas do feixe um disparo ocorreu neste canal.

Ao fim do *testbeam*, em vista dos resultados obtidos, concluímos que o Sistema de Monitoração Online funcionou como esperado. Durante quatro dias o sistema monitorou os sinais de *trigger*, por períodos que variaram de 20 minutos a 4



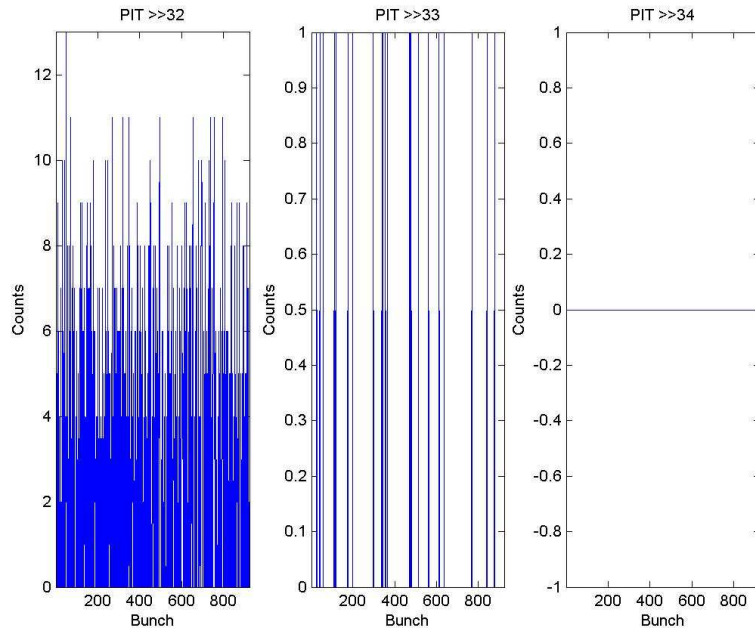


Figura 3.17: Resultado de 20 minutos de monitoração dos sinais PIT32, PIT33 e PIT34, provenientes do Múon.

horas, sem qualquer problema. Foram realizadas dezenas de leituras dos dados via barramento VME, operando remotamente um *software* temporário de teste. Não houve problema também quanto às leituras.

# Capítulo 4

## Compactação da Informação de Calorimetria

Este capítulo apresenta inicialmente o ambiente de calorimetria do ATLAS e a física que será investigada com os calorímetros. Em seguida, são apresentadas as propostas deste trabalho para o processamento da informação de calorimetria no Nível 2 de Filtragem. Finalizando, descrevemos as duas primeiras etapas no processamento dos sinais - a formatação da ROI enviada pelo Nível 1 e a compactação da informação formatada, apresentando os resultados obtidos.

### 4.1 O Sistema de Calorimetria do ATLAS

Os calorímetros terão um papel fundamental no LHC, sendo os principais detectores para várias medidas que irão reconstruir canais de interesse da física. As contribuições primordiais dos calorímetros estão na identificação de partículas (elétrons, fótons e múons) e na medida de energia das partículas que produzem chuveiros eletromagnéticos ( $e, \gamma$  e  $\pi^0$ ). Através, principalmente, destas duas funcionalidades, é possível aos experimentos em altas energias o estudo de vários fenômenos físicos. Além disso, ao contrário de outros tipos de detectores, a resolução intrínseca dos calorímetros melhora com o aumento da energia envolvida [27] [37]. Portanto, seu uso em experimentos de alta energia, como o ATLAS, é muito apropriado.

O sistema de calorimetria do ATLAS é composto por dois grandes detectores: o Calorímetro Eletromagnético e o Calorímetro Hadrônico. Cada um destes detec-

tores é dividido em várias secções e camadas. Estas camadas são posicionadas de tal forma que todas as partículas produzidas pela colisão próton-próton as atravessem sequencialmente. Uma partícula só será observada quando interagir com o detector de maneira mensurável, ou decair em partículas detectáveis. A interação de várias partículas com os diferentes sub-detectores do ATLAS é mostrada na Figura 4.1.

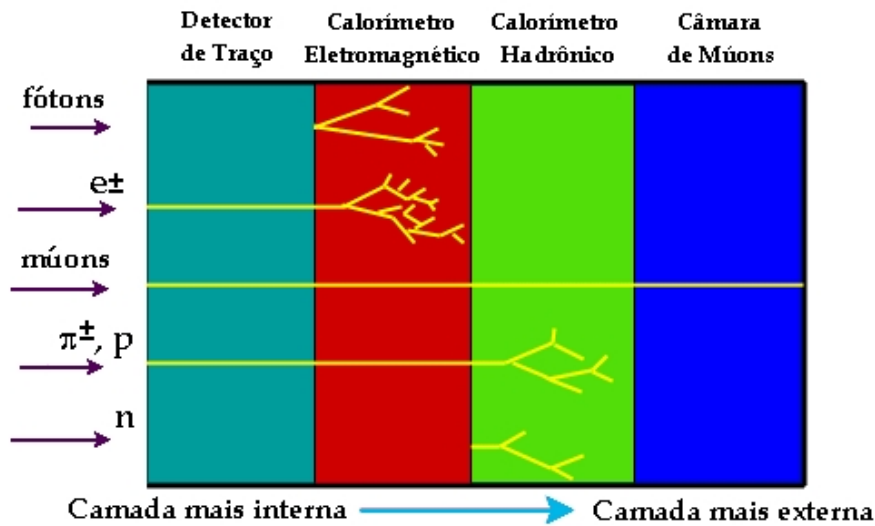


Figura 4.1: Os sub-detectores que formam o ATLAS e a interação das partículas em cada camada. Extraído de [12].

Como mostrado na Figura 4.1, cada detector é especialmente projetado para observar partículas específicas. No caso da calorimetria, a primeira camada na trajetória das partículas partindo do ponto de colisão é o Calorímetro Eletromagnético. Com exceção dos nêutrons, todas as demais partículas mostradas interagem e deixam sua assinatura neste sub-detector. Os elétrons e os fótons são totalmente absorvidos no Calorímetro Eletromagnético, depositando toda sua energia nas células de detecção. Por outro lado, os prótons só serão melhor detectados pelo Calorímetro Hadrônico, onde depositam toda sua energia, juntamente com os nêutrons. Os múons são as únicas partículas que conseguem ultrapassar todas as camadas da calorimetria no ATLAS, devido à sua baixa seção de choque, sendo detectados exclusivamente por ionização nas câmaras de múons. Através de processos de deposição de energia, cada partícula deixa sua própria assinatura (padrão de deposição de energia) no detector. Essa é a informação que o sistema de *trigger* analisa para selecionar e classificar os diferentes eventos ocorridos no detector.

### 4.1.1 Calorímetro Eletromagnético

O calorímetro eletromagnético (EM) do ATLAS cobre uma região total de pseudo-rapidez  $|\eta| < 3,2$ , incluindo um barril e duas tampas localizadas nas extremidades. O barril, que é composto de duas metades idênticas separadas por uma distância de 6 mm, se estende até  $|\eta| < 1,475$ , enquanto as tampas cobrem  $1,375 < |\eta| < 3,2$ . A Figura 4.2 ilustra um corte transversal do calorímetro eletromagnético, onde se vê a metade correspondente a  $\eta > 0$ .

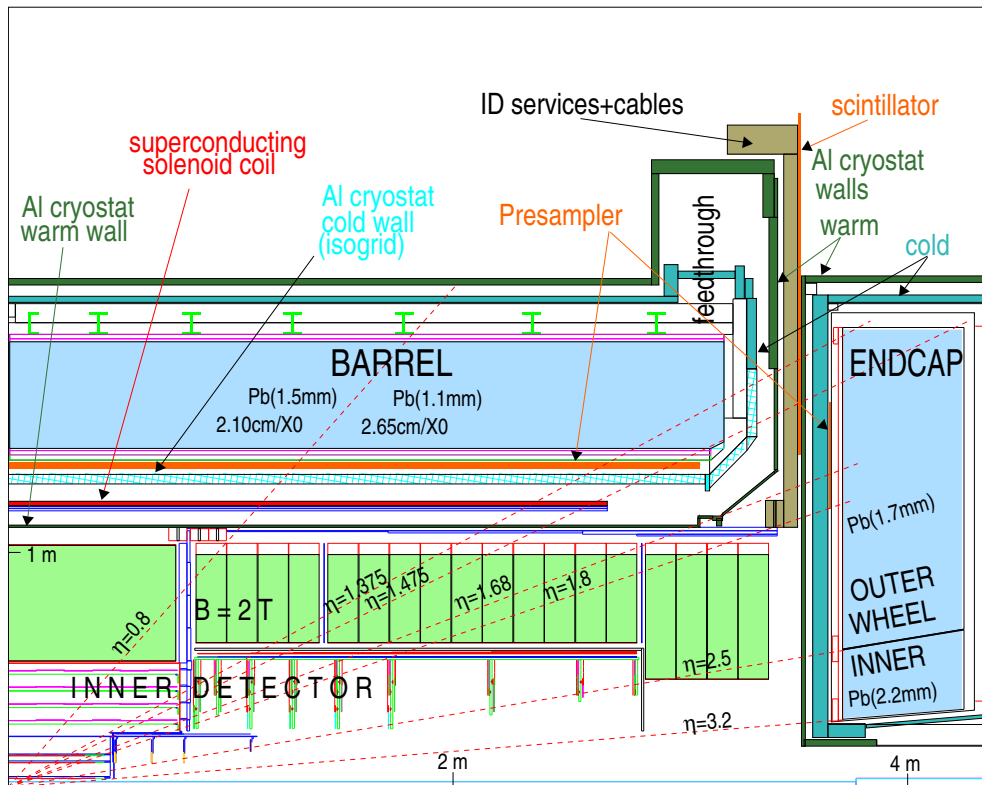


Figura 4.2: Corte transversal do Calorímetro Eletromagnético. Extraído de [14].

As células de detecção do calorímetro eletromagnético são constituídas de chumbo e Argônio líquido. A escolha destes materiais foi baseada em estudos de desempenho e custo. Uma outra opção estudada foi o uso de Kriptônio líquido ao invés do Argônio. Em comparação com este último, o Kriptônio apresenta uma vantagem significativa nos termos de amostragem e de ruído da resolução em energia. Por outro lado, o Kriptônio líquido é mais caro e exige um sistema de criogenia mais rigoroso, o que levou à decisão final pelo Argônio líquido.

Uma série de requisitos se aplicam ao calorímetro eletromagnético. Em termos da física do experimento, alguns dos principais requisitos são:

- Ampla cobertura em termos de pseudo-rapidez. Idealmente, a maior cobertura é desejável para se observar processos físicos raros, como os decaimentos  $H \rightarrow \gamma\gamma$  e  $H \rightarrow 4e$ .
- Capacidade de reconstrução de elétrons de 1-2 GeV até 5 TeV. O limite inferior é decorrente da necessidade de reconstruir elétrons produzidos nos decaimentos semi-leptônicos de *b-quarks*. A reconstrução e identificação destes elétrons permitirão ao experimento aumentar a eficiência de identificar *b-quarks* em 10 % (comparando-se à identificação somente pelo vértice). Isso representa um importante aumento para a procura pelos decaimentos  $H \rightarrow b\bar{b}$ , os estudos de Supersimetria (SUSY) e vários aspectos da física B. A máxima energia (5 TeV) a ser detectada em elétrons é definida pelos decaimentos  $Z'$  e  $W'$ .
- Excelente resolução em energia na faixa de 10 GeV a 300 GeV. Uma resolução de  $\sim 10\%/\sqrt{E(\text{GeV})}$  é necessária para que se alcance uma resolução em massa de  $\sim 1\%$  para os canais  $H \rightarrow \gamma\gamma$  e  $H \rightarrow 4e$ , na região 90-180 GeV.
- Faixa dinâmica de 50 MeV a 3 TeV. O limite inferior corresponde ao valor típico de ruído eletrônico por canal, e o superior à máxima energia depositada em uma única célula do calorímetro por elétrons produzidos nos decaimentos em bósons  $Z'$  e  $W'$ , com massa de 5-6 TeV.
- Excelente capacidade de separação fóton/jato. Um fator de rejeição igual a 5000 (para uma eficiência de fóton de 80%) é necessário, na faixa  $25 \text{ GeV} < p_T < 100 \text{ GeV}$ , para suprimir o *background* de  $\gamma$ -jato e jato-jato no canal  $H \rightarrow \gamma\gamma$ .
- Excelente capacidade de separação elétron/jato. A taxa de elétrons isolados com momento  $p_T < 100 \text{ GeV}$ , que é dominada por decaimentos W e Z, é 5 ordens de magnitude menor que a taxa de jatos QCD com o mesmo momento (elétron/jato  $\sim 10^{-5}$ ). Esta relação é muito inferior aos aceleradores anteriores (CERN e Tevatron), onde era de  $10^{-3}$ . Desta forma, a capacidade de identificação de elétron tem que ser 2 ordens de magnitude melhor que nos aceleradores passados e atuais. Em suma, um fator de rejeição de jatos em torno de  $10^6$  será necessário, sendo esta rejeição baseada principalmente na

informação proveniente do calorímetro eletromagnético e do detector de traço.

- Alta granularidade. Grande parte da física a ser investigada, bem como a minimização das contribuições de ruído eletrônico e de empilhamento (*pile-up*), definem requisitos rigorosos de granularidade. Identificação de partícula, medida precisa de posição, velocidade de resposta, baixo ruído e boa resolução em energia exigem uma granularidade transversa mínima de  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,03 \times 0,03$  sobre a região  $|\eta| < 2,5$ . Uma segmentação longitudinal de 2 ou 3 camadas é necessária para a identificação de cada partícula.
- Identificação de pacotes. Isto é necessário para as torres de *trigger* ( $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$ ) com  $E_T > 1$  GeV, permitindo melhor identificação de elétrons isolados e fótons, no nível da filtragem, aplicando-se cortes de isolamento nas torres que circundam o chuveiro eletromagnético. A resolução temporal necessária do calorímetro eletromagnético é de alguns nanosegundos em 1 GeV [22].

Além da segmentação em barril e tampas, o calorímetro eletromagnético é dividido em camadas, onde cada uma apresenta granularidade específica nas células de detecção. As camadas são formadas de eletrodos de Kapton em formato acordeão e placas de chumbo absorvedoras em toda sua extensão. Esta geometria em acordeão apresenta uma simetria completa em  $\phi$ , sem interrupções. A espessura de chumbo nas placas absorvedoras foi determinada em função da pseudo-rapidez ( $\eta$ ), de tal forma a otimizar o desempenho do calorímetro em termos de resolução em energia.

Na região dedicada à física de precisão ( $|\eta| < 2,5$ ), o calorímetro EM é segmentado em três camadas. Cada camada apresenta uma granularidade  $\Delta\eta \times \Delta\phi$  específica, como ilustra a Tabela 4.1. Estes três níveis de granularidade são suficientes para atender às exigências da física do experimento. As células do calorímetro apontam em direção ao ponto de interação em toda a faixa coberta de  $\eta$ . A Figura 4.3 fornece uma ilustração de como é disposta a granularidade das três camadas do calorímetro EM.

O número total de canais de leitura do calorímetro EM é de aproximadamente 200000. A quantidade total de material vista por uma partícula incidente até a face da primeira camada do calorímetro EM é de  $1,8X_0$ <sup>1</sup>(em  $\eta = 0$ ), e aumenta com a

---

<sup>1</sup>Comprimento de radiação: distância na qual um elétron, ou pósitron, com alta energia ( $\gg$

Tabela 4.1: Segmentação e granularidade no calorímetro eletromagnético.

Camada	Secção	Região	$\Delta\eta \times \Delta\phi$
Pre-sampler	Barril	$ \eta  < 1,5$	$0,025 \times 0,1$
	Tampa	$1,5 <  \eta  < 1,8$	$0,025 \times 0,1$
Camada 1	Barril	$ \eta  < 1,4$	$0,003 \times 0,1$
		$1,4 <  \eta  < 1,475$	$0,025 \times 0,025$
	Tampa	$1,375 <  \eta  < 1,5$	$0,025 \times 0,1$
		$1,5 <  \eta  < 1,8$	$0,003 \times 0,1$
		$1,8 <  \eta  < 2,0$	$0,004 \times 0,1$
		$2,0 <  \eta  < 2,4$	$0,006 \times 0,1$
		$2,4 <  \eta  < 2,5$	$0,025 \times 0,1$
$2,5 <  \eta  < 3,2$	$0,1 \times 0,1$		
Camada 2	Barril	$ \eta  < 1,4$	$0,025 \times 0,025$
		$1,4 <  \eta  < 1,475$	$0,075 \times 0,025$
	Tampa	$1,375 <  \eta  < 2,5$	$0,025 \times 0,025$
		$2,5 <  \eta  < 3,2$	$0,1 \times 0,1$
Camada 3	Barril	$ \eta  < 1,35$	$0,05 \times 0,025$
	Tampa	$1,5 <  \eta  < 2,5$	$0,05 \times 0,025$

pseudo-rapidez no barril devido ao ângulo da partícula. Na região onde a quantidade de material excede  $\sim 2X_0$  ( $|\eta| < 1,8$ ), uma camada chamada *pre-sampler* é utilizada para compensar a energia perdida pelos elétrons e fótons. O *pre-sampler* consiste de uma camada ativa de argônio líquido de espessura 1,1 cm na região do barril. Na transição entre o barril e a tampa, a quantidade de material em frente ao calorímetro atinge  $7X_0$ . Nesta região, o *pre-sampler* é complementado por um cintilador inserido no vão entre os criostatos do barril e da tampa.

#### 4.1.2 Calorímetro Hadrônico

O calorímetro hadrônico cobre a região de  $|\eta| < 4,9$  e utiliza diferentes técnicas de detecção. Na região  $|\eta| < 1,7$ , que corresponde ao barril e ao barril

---

1 GeV) perde 63,2% de sua energia por *bremstrahlung*.

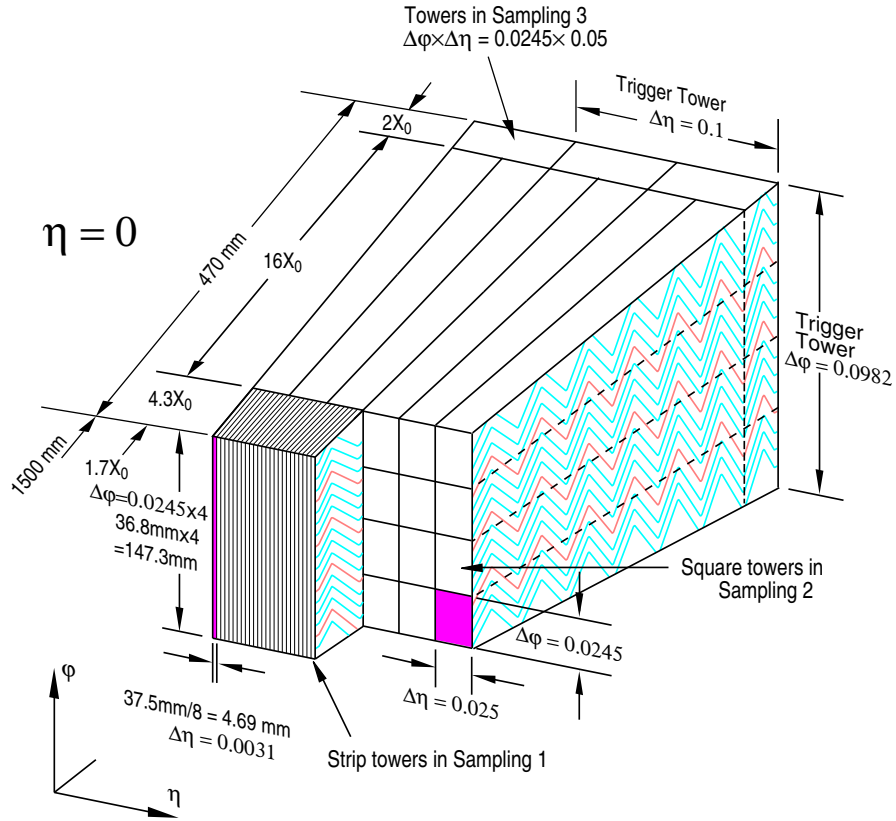


Figura 4.3: Granularidade do Calorímetro Eletromagnético. Extraído de [14].

estendido, é utilizada a técnica de placas cintilantes de ferro, enquanto que argônio líquido é a tecnologia empregada na região da tampa, na faixa  $1,5 < |\eta| < 3,2$ , e na parte denominada calorímetro *forward*. Esta última é a mais distante do ponto de colisão ( $3,1 < |\eta| < 4,9$ ) e mais próxima ao feixe. A Figura 4.4 ilustra as partes do calorímetro hadrônico.

O barril do calorímetro hadrônico é do tipo amostragem, utilizando ferro como material absorvedor e placas cintilantes como material ativo. As placas são colocadas radialmente e empilhadas na profundidade. Os dois lados das placas são lidos por fibras óticas do tipo WLS (*Wavelength Shifting*) e por dois tubos fotomultiplicadores (PMT - *Photomultiplier Tubes*) correspondentes.

As características gerais do calorímetro hadrônico, em termos de cobertura, granularidade, resolução em energia, espessura, ruído e tempo de resposta, são:

- **Cobertura em  $\eta$ .** A principal tarefa do calorímetro hadrônico é a reconstrução de jatos, assim como realizar a medida do momento transversal ( $p_T$ ) ausente do evento. A detecção de jatos tem que se estender a  $|\eta| \approx 5$ , de



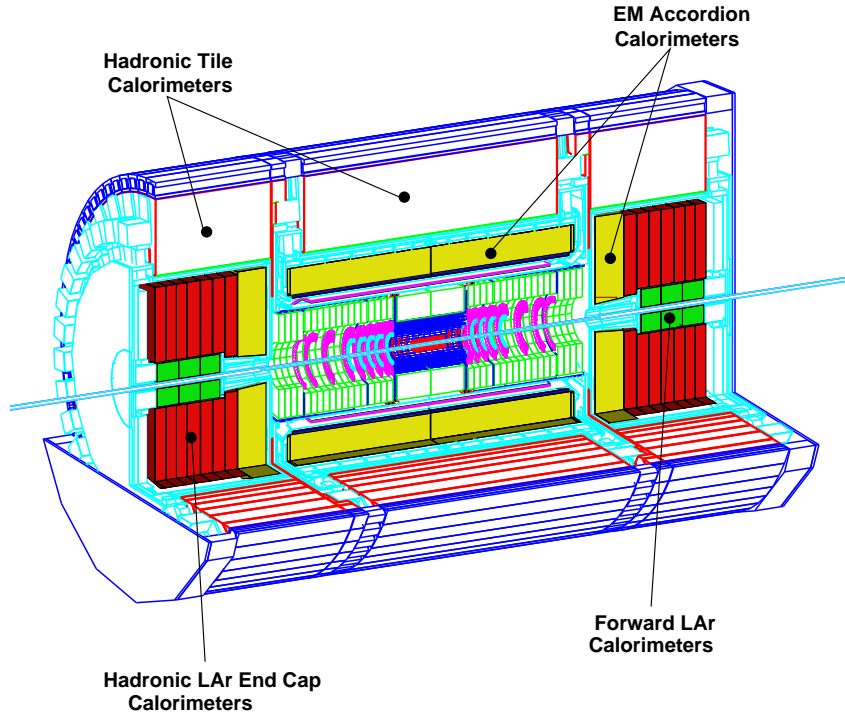


Figura 4.4: Visão tridimensional da calorimetria no ATLAS (produzido pelo programa GEANT). Extraído de [14].

forma a permitir uma identificação de jatos diretamente associados à produção de Higgs pesados. Esta mesma cobertura também é necessária para uma boa resolução na medida do momento ausente.

- **Granularidade.** As maiores exigências de granularidade são provenientes do decaimento  $W \rightarrow jato - jato$  com alto momento transversal. Isto aplica-se a  $|\eta| < 3$ , onde a granularidade é  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,1 \times 0,1$ . Nas regiões onde  $|\eta| > 3$  uma granularidade de  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,2 \times 0,2$  é suficiente. A segmentação longitudinal é definida pelas exigências de identificação de partículas e pela possibilidade de atingir-se melhor resolução em energia. Um sistema de calorimetria com três camadas é adequado a estes propósitos.
- **Resolução em energia.** São definidas duas regiões de resoluções diferentes. Para  $|\eta| < 3$ , uma resolução de  $50\%/\sqrt{E}$  é necessária, enquanto para  $3 < |\eta| < 5$  uma resolução de  $100\%/\sqrt{E}$  já é suficiente. Estes valores são adequados para a reconstrução de jatos e da massa de jato-jato, assim como medições de momento transversal ausente.

- **Espessura.** A espessura total necessária dos calorímetros eletromagnético e hadrônico é em torno de 10 comprimentos de interação ( $\lambda$ ). Isto é definido para se conter os chuveiros, tanto por razões de resolução em energia quanto devido a redução do ruído de fundo nas câmaras de múons.
- **Ruído.** O nível de ruído eletrônico no calorímetro hadrônico é relevante, em baixa luminosidade, para a qualidade de jatos de baixa energia, mas para isso, assim como para a reconstrução da energia transversa ausente, os efeitos dominantes vêm do calorímetro eletromagnético, com seu elevado número de canais. Em regime de alta luminosidade, o efeito de empilhamento é potencialmente importante na calorimetria hadrônica de argônio líquido, localizada em alta pseudo-rapidez, impondo desta forma uma resposta rápida.
- **Velocidade de resposta.** Um tempo de  $\sim 40$  ns para atingir-se o pico do sinal é necessário no calorímetro hadrônico de argônio líquido. Esta necessidade visa minimizar o ruído total (eletrônico e empilhamento) em alta luminosidade. A capacidade para identificação de pacotes no nível da torre de filtragem também é necessária, exigindo uma resolução temporal de poucos nano-segundos.

Assim como o calorímetro eletromagnético, o hadrônico também apresenta uma estrutura segmentada, onde a granularidade varia de acordo com a camada (embora menos que no caso eletromagnético). Cada uma das três regiões do calorímetro hadrônico - barril, barril estendido e tampas - é segmentada em três camadas de amostragem. A Tabela 4.2 mostra a segmentação e a granularidade das diferentes partes que compõem o calorímetro hadrônico.

## 4.2 Visão geral do processamento proposto

Devido a alta complexidade do sistema de calorimetria, e a fina granularidade dos detectores, cada evento de colisão pode produzir uma, ou mais, ROI de elevada dimensão, com mais de 1000 componentes. Isto leva naturalmente à idéia de compactação dos eventos, com os objetivos de reduzir tempo de processamento, reduzir a complexidade dos algoritmos de seleção, e melhorar os resultados de classificação.

Tabela 4.2: Segmentação e granularidade no calorímetro hadrônico.

Camada	Secção	Região	$\Delta\eta \times \Delta\phi$
Camadas 1 e 2	Barril	$ \eta  < 1,0$	$0,1 \times 0,1$
	Barril estendido	$0,8 <  \eta  < 1,7$	$0,1 \times 0,1$
	Tampa	$1,5 <  \eta  < 2,5$	$0,1 \times 0,1$
$2,5 <  \eta  < 3,2$		$0,2 \times 0,2$	
Camadas 3	Barril	$ \eta  < 1,0$	$0,2 \times 0,1$
	Barril estendido	$0,8 <  \eta  < 1,7$	$0,2 \times 0,1$
	Tampa	$1,5 <  \eta  < 2,5$	$0,1 \times 0,1$
$2,5 <  \eta  < 3,2$		$0,2 \times 0,2$	

Este trabalho utiliza a técnica estatística Análise de Componentes Principais (PCA), ver Apêndice C, para a compactação dos eventos no Nível 2 de filtragem do ATLAS. Devido a alta segmentação do sistema de Calorimetria, aplicamos a PCA de forma direta sobre a ROI formatada, e de forma segmentada [38], extraindo as componentes principais separadamente para cada camada dos calorímetros. Desta forma, pretendemos explorar a natureza segmentada da informação, com o objetivo de obter maior eficiência no processo de classificação. Para todo o trabalho, utilizamos o método convencional no cálculo das componentes principais. Este método consiste em calcular a matriz de covariância dos dados de entrada e extrair os autovalores e autovetores desta matriz. A extração foi baseada em rotinas para decomposição em valores singulares (SVD - *Singular Value Decomposition*). Para dados de dimensão muito elevada, algoritmos neurais para a extração das componentes principais também podem ser empregados [39]. Estes métodos são, usualmente, adotados quando o processamento numérico torna-se inviável do ponto de vista computacional. Uma vantagem neste caso é que não é necessário extrair todas as componentes como no caso numérico. Pode-se restringir a extração somente para as componentes mais energéticas. Por outro lado, abordagens via redes neurais geralmente não fornecem a mesma exatidão dos métodos numéricos.

Outra possibilidade seria a aplicação da Análise de Componentes Principais Não-Lineares (NLPCA) [40], que tem a capacidade de extrair não só estruturas lineares dos sinais de alta dimensão, como é o caso de PCA, mas também estru-

ras não-lineares presentes na informação. Alguns trabalhos recentes demonstram a capacidade da NLPCA, como [41] e [42].

Um dos maiores desafios encontrados durante o trabalho foi a formatação inicial das Regiões de Interesse (ROI). Alguns métodos de formatação foram testados, tentando explorar o padrão de deposição de energia das partículas. Basicamente, estes métodos podem ser divididos em dois grupos: montagem dos eventos em anéis concêntricos, partindo-se da célula com maior energia depositada na ROI e, montagem em serpentina, onde percorre-se a ROI no sentido da ordenação  $\eta$  e  $\phi$ . Estes métodos serão detalhados nas próximas secções.

Além da questão da formatação inicial dos eventos, foi estudada uma abordagem de pré-processamento antes da extração das componentes principais. Este pré-processamento consiste em somar cada anel concêntrico de células da ROI, a partir da célula de maior energia, transformando-o numa única variável. Deste novo evento de dimensão reduzida extraímos então as componentes principais visando uma maior compactação.

Outro estudo realizado foi a normalização dos eventos formatados durante o processamento. Sabendo-se que os eventos simulados, da base de dados utilizada, não cobrem toda a faixa de energia prevista no LHC, a postura adotada foi tornar o processamento independente da amplitude em energia dos eventos originais. Para isso estudamos duas formas de normalização sobre os eventos formatados. Uma primeira e mais direta é a normalização pela energia total na camada, para cada ROI. Ou seja, na abordagem segmentada por exemplo, divide-se as células de cada camada pelo máximo ali encontrado. Numa segunda abordagem, aplicamos uma normalização sequencial nos dados, tentando realçar células com baixa energia mas com grande importância do ponto de vista da discriminação.

Por fim, os eventos formatados e normalizados são divididos, inicialmente, em dois conjuntos de igual tamanho - treino e teste. Todas as análises necessárias, incluindo a extração das componentes principais, são realizadas somente sobre o conjunto de treino. Todos os eventos formatados e normalizados (treino e teste) são projetados com base nas componentes extraídas e aplicados a uma rede neural para treinamento e teste. O fluxograma da Figura 4.5 apresenta as principais etapas do processamento proposto.

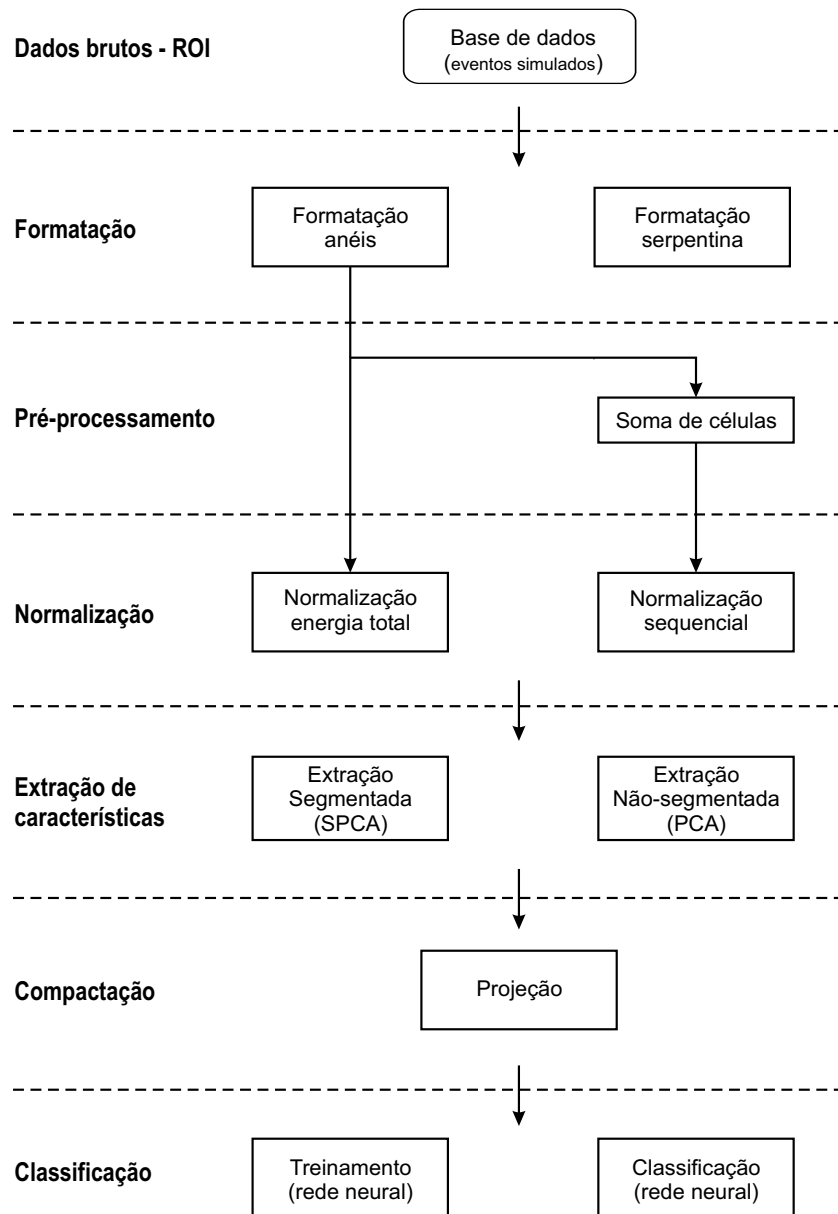


Figura 4.5: Processamento da informação de calorimetria.

Nas próximas secções detalharemos todas as etapas e os resultados do processamento descrito acima.

### 4.3 Base de dados

Os eventos utilizados neste trabalho correspondem a Regiões de Interesse, relativas a elétrons e jatos, produzidas por simulação no ambiente de *software offline* Athena [43], do ATLAS. A base de dados é constituída de 22581 elétrons e 7509 jatos, totalizando 30090 eventos simulados. A diferença entre a estatística de elétrons e

de jatos ocorre por dois efeitos:

- A produção de jatos, que são formados por várias partículas, é mais difícil que a produção de elétrons, que são partículas simples.
- Para serem utilizados na simulação, os jatos precisam parecer com elétrons, pois só assim são aceitos pelo Nível 1. Portanto, uma vez que a maior parte dos jatos produzidos parecem realmente jatos, grande parte da simulação é rejeitada pela filtragem do Nível 1, restando poucos eventos para a base de dados final.

Os eventos da base de dados utilizada foram produzidos em regime de baixa luminosidade ( $L = 10^{33} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ ) e, portanto, sem efeito de empilhamento (*pile-up*). Próximos estudos também irão verificar o processamento proposto no caso de eventos de alta luminosidade ( $L = 10^{34} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ ).

As regiões presentes nos eventos simulados, e suas respectivas identificações nos dados, estão na Tabela 4.3.

A distribuição de energia depositada em cada ROI concentra-se na faixa de 30 GeV a 200 GeV, como ilustrado nas Figuras 4.6 e 4.7, para elétrons e jatos respectivamente.

A base de dados é organizada em 248 arquivos, sendo 64 de elétrons e 184 de jatos. Cada arquivo contém dezenas de ROI separadas por cabeçalhos. Estes contém 4 campos com as seguintes informações sobre a ROI seguinte: número da ROI, posição em  $\eta$  destacada pelo Nível 1, posição em  $\phi$  destacada pelo Nível 1, e identificador do evento. Após a linha de cabeçalho, cada linha no arquivo corresponde a uma célula do detector. Para cada célula, 8 campos são definidos com a seguinte informação: ID do detector,  $\eta$  da célula,  $\phi$  da célula, distância em relação ao centro do detector, tamanho da célula em  $\eta$ , tamanho da célula em  $\phi$ , tamanho da célula na direção do raio, e energia depositada na célula.

## 4.4 Formatação da Região de Interesse (ROI)

Uma das primeiras questões que surge ao processar os eventos brutos (ROI) é que tipo de formatação adotar, visto que a disposição das células nas ROI enviadas pelo Nível 1 não obedece a nenhum critério ótimo de organização.

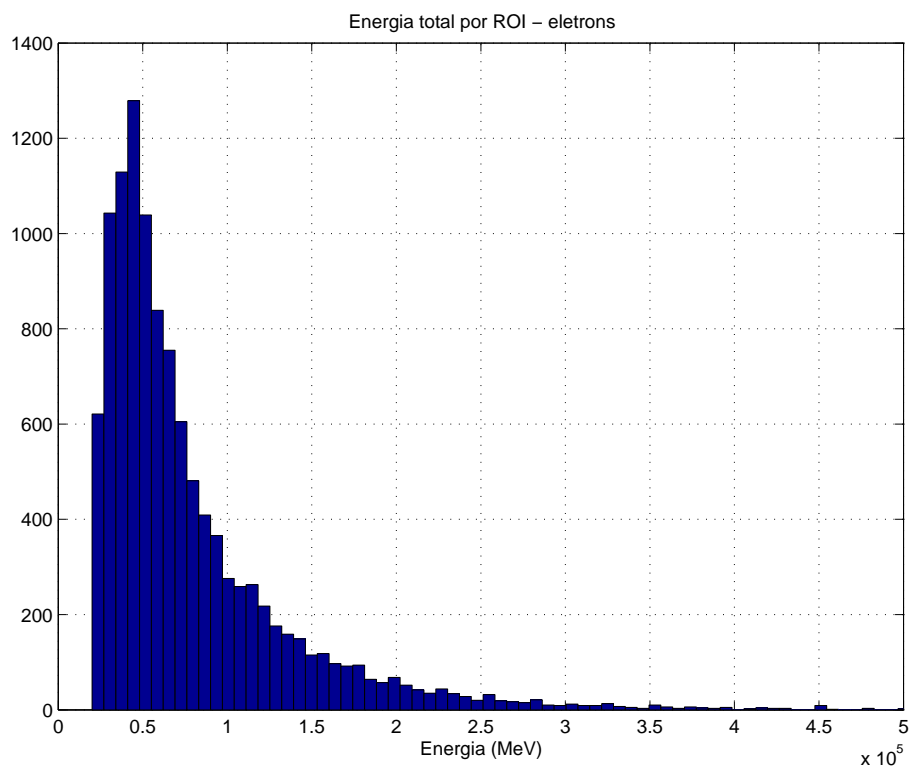


Figura 4.6: Distribuição de energia, nas ROI, para os elétrons do conjunto de treino.

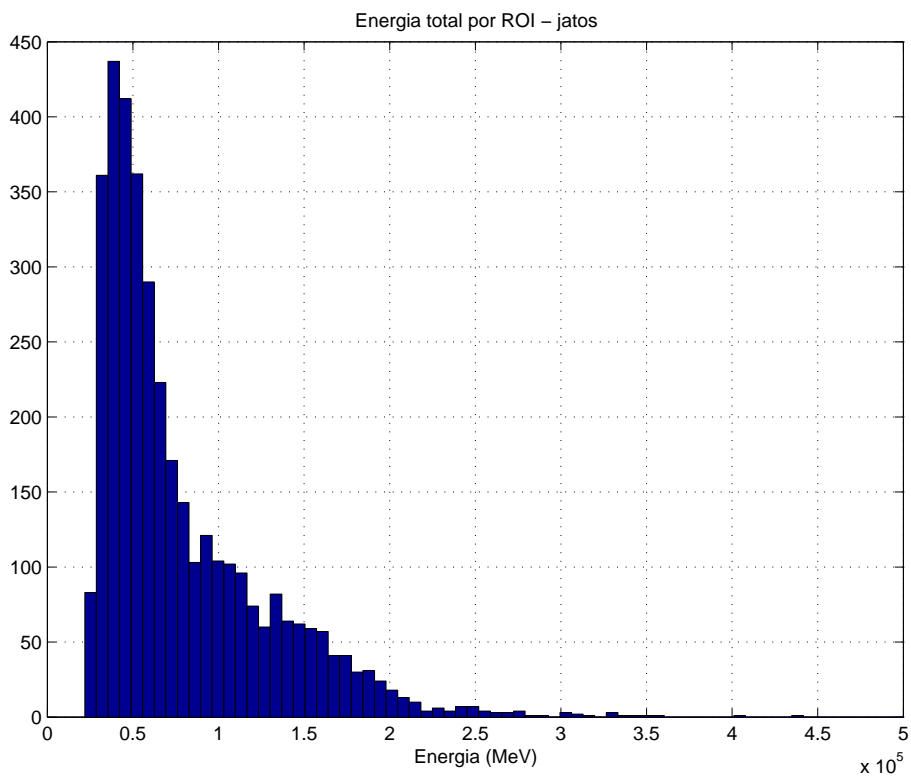


Figura 4.7: Distribuição de energia, nas ROI, para os jatos do conjunto de treino.

Tabela 4.3: Regiões do detector presentes na base de dados.

ID	Detector	Secção	Camada
0	Pre-sampler	barril	-
1	Cal. Eletromagnético	barril	frontal
2	Cal. Eletromagnético	barril	mediana
3	Cal. Eletromagnético	barril	posterior
4	Pre-sampler	tampa	-
5	Cal. Eletromagnético	tampa	frontal
6	Cal. Eletromagnético	tampa	mediana
7	Cal. Eletromagnético	tampa	posterior
12	Cal. Hadrônico	barril	0
13	Cal. Hadrônico	barril	1
14	Cal. Hadrônico	barril	2
18	Cal. Hadrônico	barril estendido	0
19	Cal. Hadrônico	barril estendido	1
20	Cal. Hadrônico	barril estendido	2

Adotamos dois métodos de formatação dos eventos, chamados de *anéis* e *serpentina*. No método anéis, utilizamos conhecimento *a priori* sobre a topologia de deposição de energia de elétrons e jatos nos calorímetros. É conhecido que tanto elétrons como jatos produzem feixes de energia colimados, deixando um espalhamento concêntrico de energia em relação a um ponto central. A energia espalhada tende a diminuir em amplitude com a distância do ponto mais central do feixe. Ou seja, quanto mais próxima do centro de impacto, maior a energia da célula. Sabe-se ainda que elétrons produzem feixes de energia mais colimados que jatos, e isto pode ser benéfico para a discriminação dos eventos [44], que é o objetivo final do processamento. Portanto, surge naturalmente a idéia de montar um evento onde as células são agrupadas, partindo-se do ponto de maior energia encontrado na ROI, e seguindo-se uma estrutura em anéis concêntricos a este ponto. A Figura 4.8 ilustra a idéia da formatação em anéis.

Convém observar que o algoritmo desenvolvido para a formatação em anéis é independente quanto a granularidade da camada. Isto é imprescindível pelos



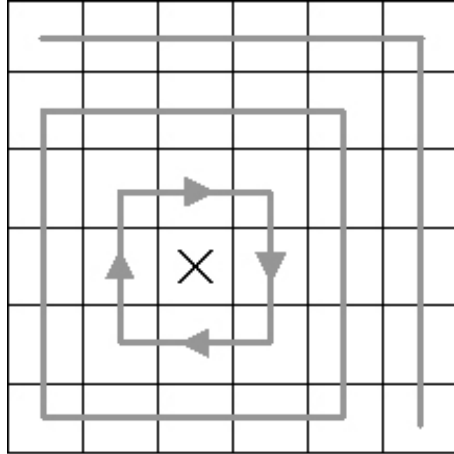


Figura 4.8: Princípio da formatação em anéis. Cada quadrado representa uma célula da ROI. A marca X identifica a célula de maior energia encontrada na ROI.

seguintes motivos: 1 - a granularidade entre ROI é variável (como mostrado nas Tabelas 4.1 e 4.2), 2 - uma mesma ROI pode apresentar diferentes granularidades, 3 - podem ocorrer modificações ao longo do projeto dos calorímetros, 4 - devido a erros na simulação dos eventos, pode ocorrer um problema de células faltantes.

Em resumo, com a formatação em anéis tentamos aproveitar melhor a topologia do problema com dois objetivos: aumentar a taxa de compactação dos eventos e a eficiência de discriminação das partículas. O primeiro objetivo é esperado devido à maior correlação entre variáveis vizinhas no evento formatado, mantendo um padrão mais regular de um evento para outro.

O segundo método de formatação, *serpentina*, não utiliza nenhum conhecimento *a priori* da física envolvida. Cada evento formatado é um vetor onde as células são dispostas por  $\eta$  e  $\phi$  ordenados de forma ascendente. Com esta abordagem mais simples, reduz-se o tempo de processamento da ROI. Por outro lado, aumenta-se a variância do processo, já que a ordenação das variáveis não segue nenhum critério proveniente da física. A célula de maior energia pode cair em qualquer variável no evento formatado, o que faz com que cada variável tenha sua variância aumentada artificialmente. Como será mostrado na seção de compactação dos eventos, esta formatação acarreta uma taxa de compactação consideravelmente inferior, como previsto.

Uma das grandes dificuldades encontrada na formatação de uma ROI está na definição da dimensão a ser adotada para cada camada [45] [46]. Como as ROI en-

viadas ao Nível 2 apresentam dimensões flutuantes, algum critério deve ser adotado para definirmos uma dimensão fixa por cada camada. Um critério razoável, que foi adotado inicialmente neste trabalho, é verificar a dimensão máxima de cada camada e adotar este valor como dimensão padrão. Isto foi realizado analisando-se todas as ROI em metade do conjunto total de eventos. Esta metade foi definida como sendo o conjunto de treino, enquanto a outra metade ficou sendo o conjunto de teste <sup>2</sup>. A separação foi feita de forma aleatória.

A quantidade de células encontradas nas ROI da base de dados é mostrada nas Figuras 4.9 e 4.10, para os calorímetros eletromagnético e hadrônico respectivamente. Consideramos a tampa como uma região de continuidade do barril. Desta forma, chegamos a um número de 7 segmentos, 4 eletromagnéticos e 3 hadrônicos.

Apesar de verificarmos que, em vários casos, a maior dimensão encontrada ocorre em poucas ROI, a opção de adotar o máximo número de células é a única onde nenhuma informação é descartada. Outra justificativa para esta opção é a etapa de compactação pela PCA. Uma vez que iremos realizar a compactação dos eventos durante o processamento, o fato de utilizarmos toda informação disponível é razoável. Naturalmente que outras formas de definir a dimensão por camada podem ser consideradas como, por exemplo, adotar a dimensão mais frequente ou utilizar o critério de região  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,4 \times 0,4$ , definido para os algoritmos de extração de características da calorimetria (T2Calo). No próximo capítulo, serão mostrados os melhores resultados obtidos com base neste critério.

A Tabela 4.4 resume as dimensões adotadas para a formatação dos eventos brutos. Uma forma de verificar a vantagem da formatação em anéis sobre serpentina é observarmos a média dos eventos formatados de treino. A média de todos os eventos de elétrons de treino, nas camadas eletromagnéticas, é mostrada nas Figuras 4.11 a 4.14. Notar que para a formatação em anel somente as primeiras 100 variáveis são mostradas, pois o restante é praticamente zero. Podemos observar em todos os eventos médios que a formatação em anéis concentra as células com maior informação energética sempre nas primeiras variáveis, o que levará a uma taxa muito superior de compactação. Por outro lado, devido à alta variância dos eventos gerados

---

<sup>2</sup>Esta separação da base de dados em dois conjuntos - treino e teste - é mantida para todo o restante do processamento, ou seja, extração, treino e teste no classificador neural.

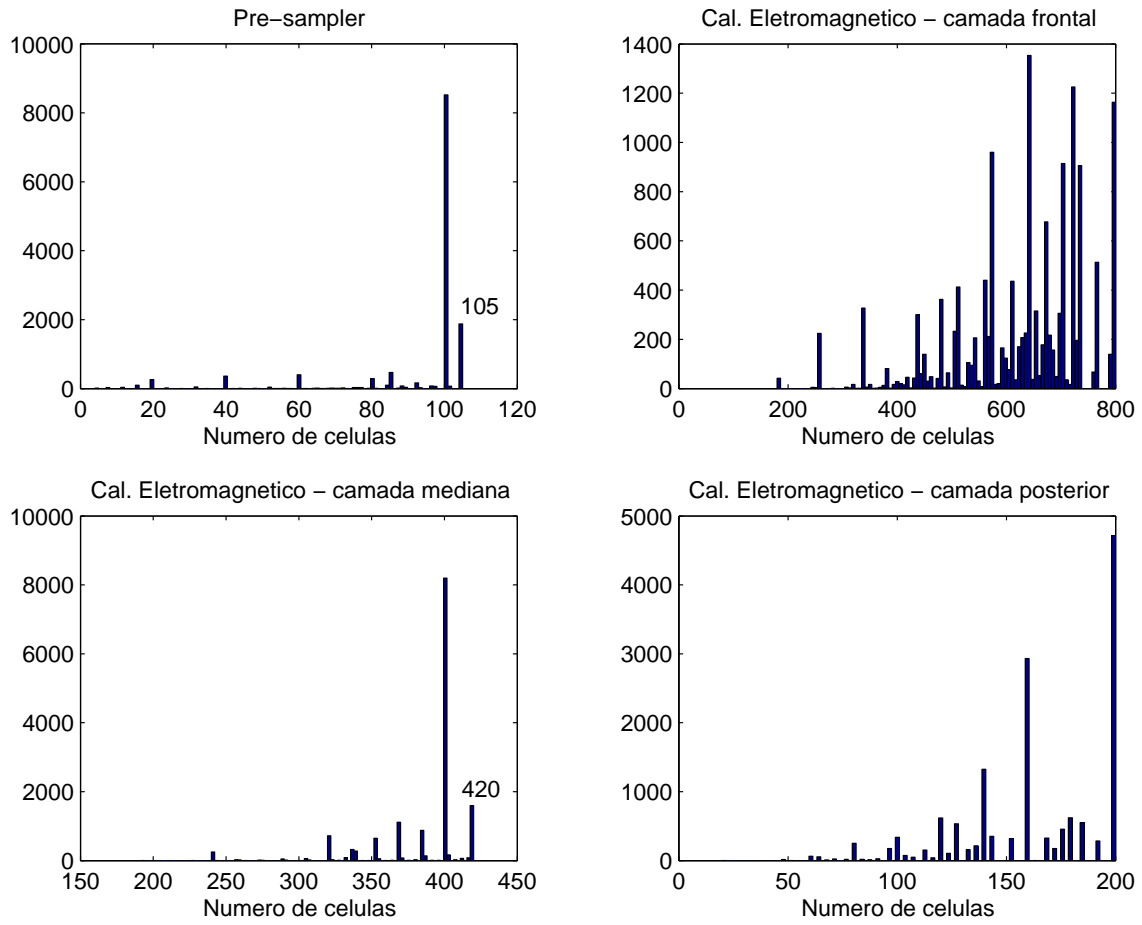


Figura 4.9: Histogramas da dimensão de cada camada (barril + tampa) do calorímetro eletromagnético, nas ROI do conjunto de treino.

Tabela 4.4: Dimensões definidas para cada camada dos calorímetros.

Detector	Camada	Dimensão
Pre-sampler (barril + tampa)	-	105
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	frontal	800
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	mediana	420
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	posterior	200
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	0	58
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	1	39
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	2	11
<b>Dimensão total do evento formatado</b>		<b>1633</b>

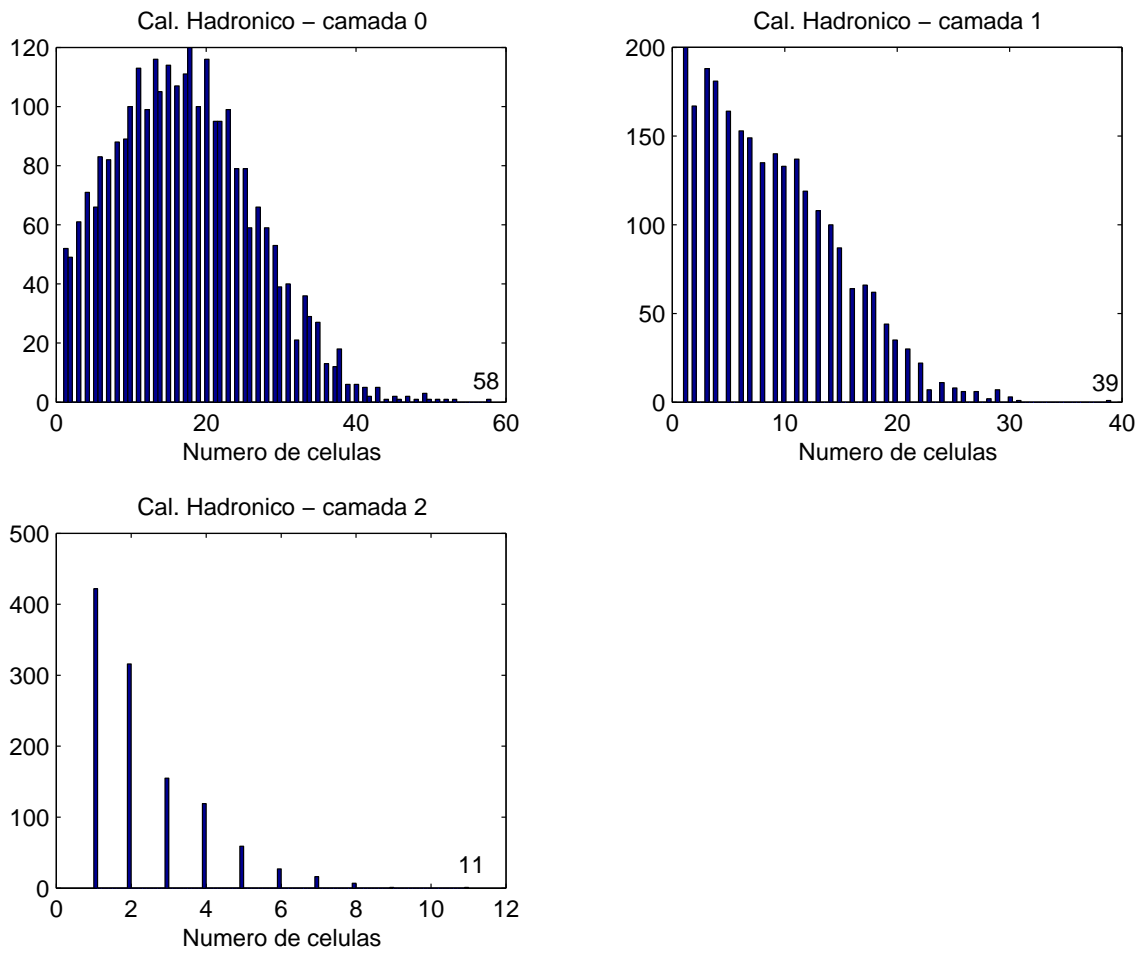


Figura 4.10: Histogramas da dimensão de cada camada (barril + tampa) do calorímetro hadrônico, nas ROI do conjunto de treino.

pela formatação serpentina, e por consequência a baixa compactação obtida, esta abordagem não se mostrou apropriada para o processamento, mesmo considerando o tempo de execução inferior.

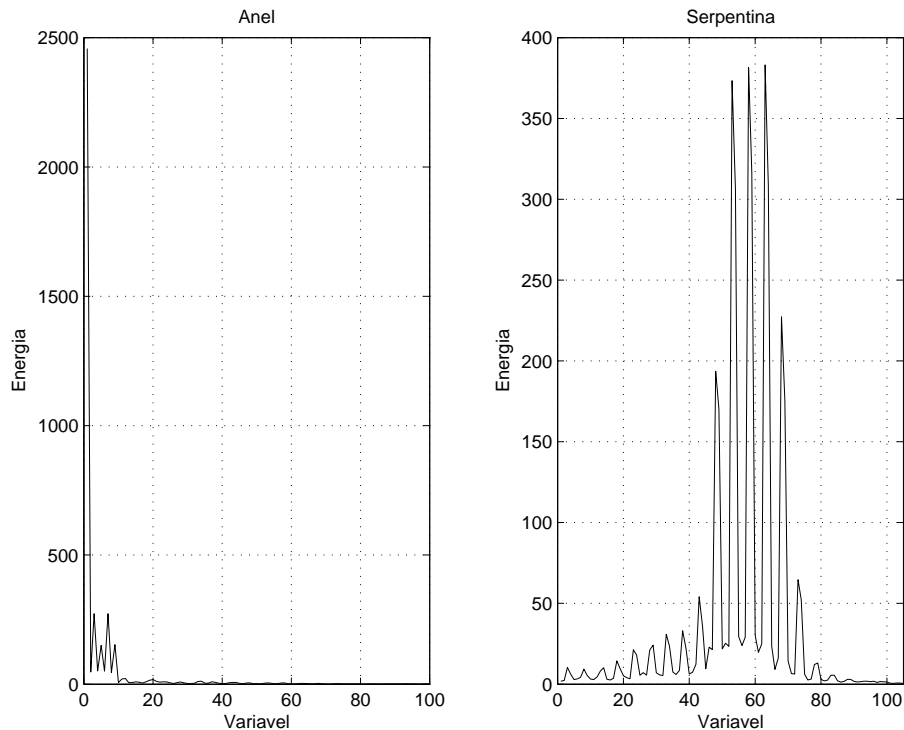


Figura 4.11: Média de 11283 eventos de elétron no pre-sampler, formatação anel (esquerda) e serpentina (direita).

## 4.5 Compactação Segmentada e Não-segmentada

Assim como os outros sistemas de filtragem do ATLAS, o Nível 2 tem uma latência rigorosa (10 ms) para a tomada de decisão sobre um evento. Como a decisão é baseada numa análise mais criteriosa das ROI enviadas pelo Nível 1, fica claro que a dimensão dos eventos tem um grande impacto no tempo de processamento. Na seção anterior mostramos que a dimensão final do evento para este canal de seleção (elétron/jato) ficou definida em 1633 variáveis. Esta elevada dimensão dos eventos torna impraticável um processamento em alta velocidade com as tecnologias definidas na arquitetura do Nível 2. Surge assim, a necessidade de compactarmos os eventos formatados antes de aplicá-los aos algoritmos de classificação.

Para a compactação dos eventos formatados, optamos pela técnica estatística

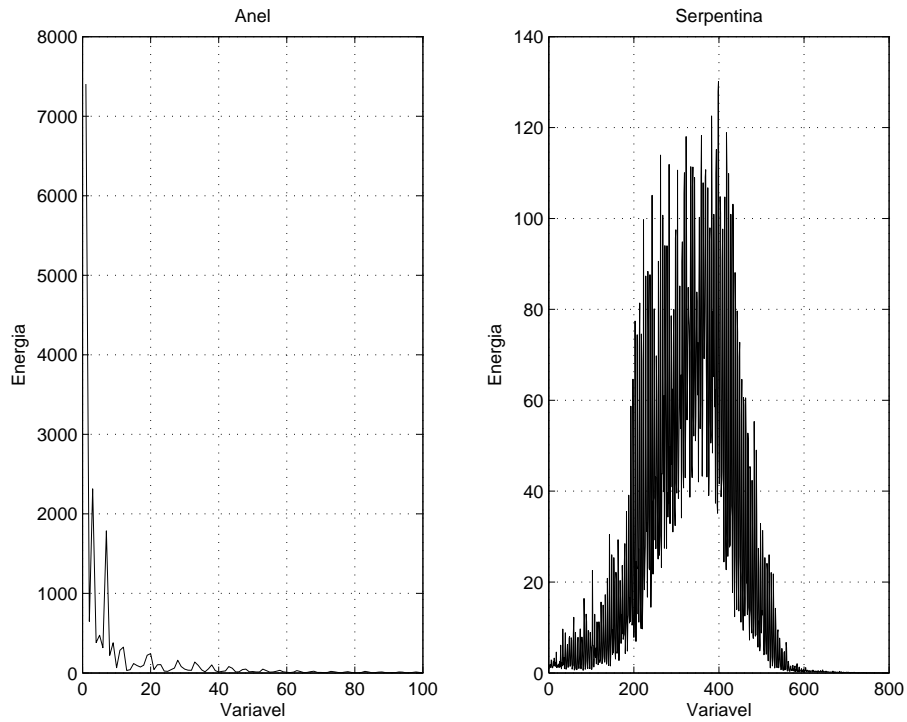


Figura 4.12: Média de 11283 eventos de elétron na camada frontal do calorímetro eletromagnético, formatação anel (esquerda) e serpentina (direita).

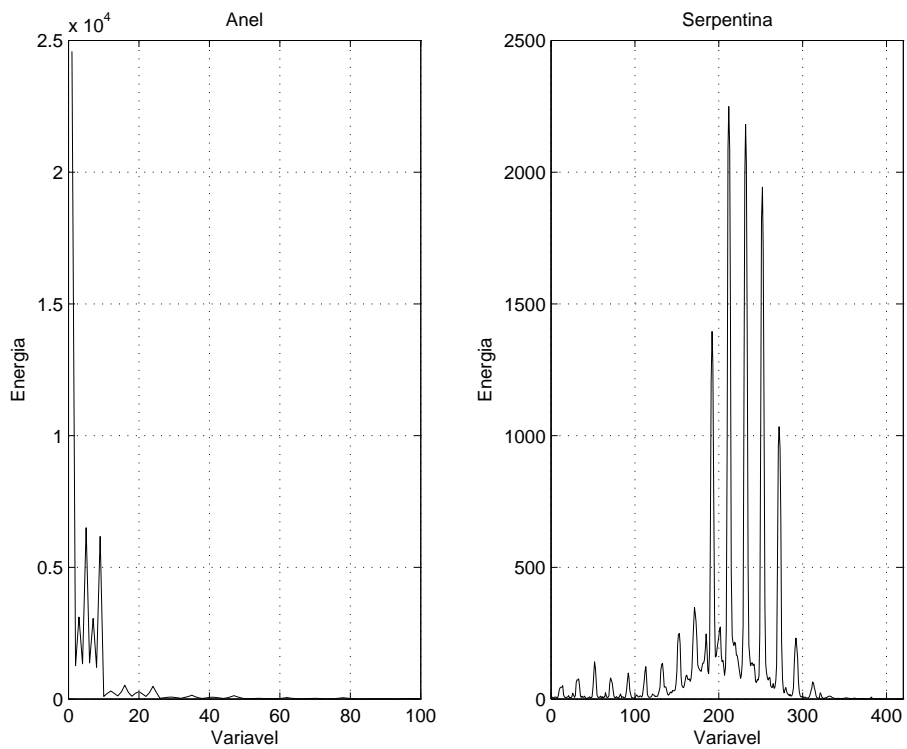


Figura 4.13: Média de 11283 eventos de elétron na camada mediana do calorímetro eletromagnético, formatação anel (esquerda) e serpentina (direita).

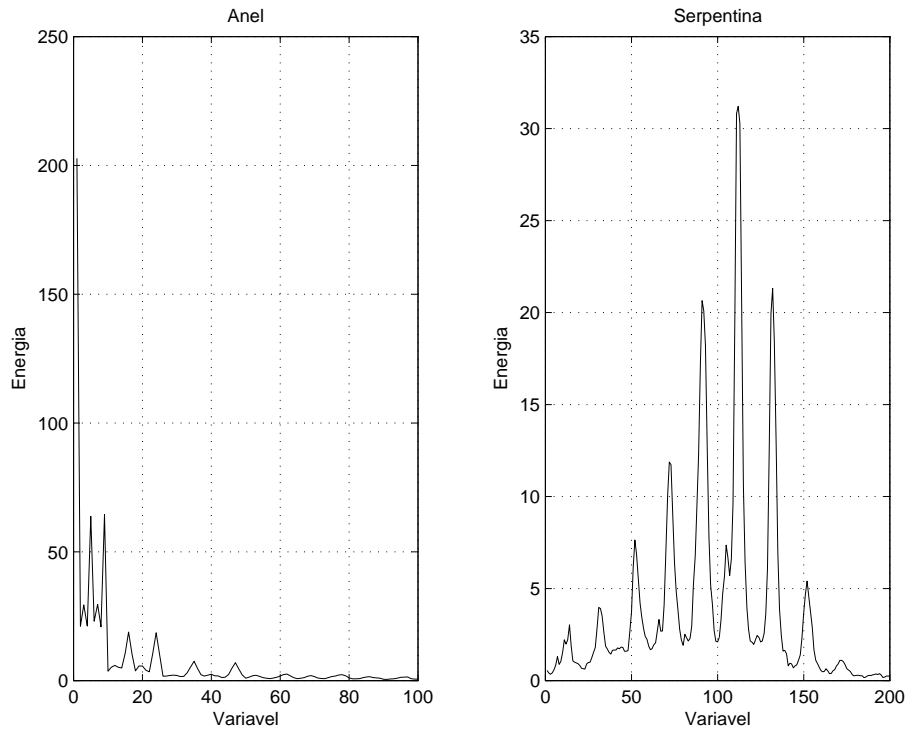


Figura 4.14: Média de 11283 eventos de elétron na camada posterior do calorímetro eletromagnético, formatação anel (esquerda) e serpentina (direita).

*Análise de Componentes Principais*, abreviada aqui por PCA [47] [48]. Esta técnica, baseada na transformação de *Karhunen – Löeve*, é amplamente utilizada em análise multi-variável de processos aleatórios [49]. Entre outras funções, a PCA é muito aplicada na redução do número de variáveis de um problema e na procura por padrões em dados de elevada dimensão [50], [51]. Uma breve introdução à PCA pode ser consultada no Apêndice C.

Como já descrito anteriormente, o ambiente de calorimetria do ATLAS é altamente segmentado, ou seja, as informações sobre os eventos resultantes das colisões são provenientes de diferentes partes do detector. Inicialmente temos uma calorimetria dividida em eletromagnética e hadrônica. Cada calorímetro, por sua vez, é composto por secções separadas como vimos anteriormente (barril, barril estendido, tampa, etc). Por fim, cada seção ainda é segmentada em diferentes camadas. Desta forma, além de aplicarmos a PCA diretamente sobre os eventos formatados, ou seja, considerando-os amostras de um único processo estocástico, surge a idéia de utilizarmos a segmentação da calorimetria, aplicando a PCA separadamente sobre os segmentos estudados. Isto é o que chamamos aqui de compactação segmentada,

ou abreviando, SPCA (*Segmented PCA*). Esta abordagem implementa uma representação dos eventos no nível da camada, buscando explorar melhor as informações lidas dos calorímetros.

#### 4.5.1 Pré-processamento por soma de células

Além da compactação pela PCA, outra idéia potencialmente interessante é utilizarmos o conhecimento da forma de deposição de energia das partículas e implementarmos uma pré-compactação puramente topológica. Esta proposta, explorada em [52], consiste basicamente em somar a energia das células pertencentes a um mesmo anel, transformando-as em uma única variável num novo espaço de dimensão reduzida. Com base no critério de região  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,4 \times 0,4$  [2], o número de anéis para cada camada ficou definido como mostra a Tabela 4.5. Como

Tabela 4.5: Dimensões definidas para cada camada dos calorímetros, para o pré-processamento por soma de células.

<b>Detector</b>	<b>Camada</b>	<b>Dimensão</b>
Pre-sampler (barril + tampa)	-	8
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	frontal	64
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	mediana	8
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	posterior	8
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	0	4
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	1	4
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	2	4
<b>Dimensão total do evento pré-processado</b>		<b>100</b>

podemos observar, somente este pré-processamento por soma de células já realiza uma grande compactação das ROI originais. Partindo de uma dimensão original de 1633 variáveis chega-se a 100 variáveis para a representação de cada ROI.

Nas secções seguintes são apresentados os resultados de compactação por PCA sobre estes eventos pré-processados, para os casos de abordagem segmentada e não-segmentada.



## 4.5.2 Normalização em energia

Um requisito importante sobre o processamento proposto é que ele seja independente da energia dos eventos. Isto se torna mandatário na medida em que os eventos simulados da base de dados (30 GeV a 200 GeV) não cobrem toda a faixa dinâmica de energia dos eventos que poderão ocorrer no LHC (até cerca de 3 TeV). Portanto, é razoável assumir que os eventos formatados têm que passar por alguma etapa de normalização em energia antes de qualquer etapa seguinte. Como ilustrado na Figura 4.5, adotamos duas formas de normalização - pela energia total e sequencial.

A primeira normalização empregada, a mais simples e direta, foi dividir cada camada do evento formatado pela energia total encontrada nesta camada. Isto faz com que as 7 camadas processadas ocupem a mesma faixa dinâmica, com os valores de energia por célula ficando abaixo de 1. Apesar de simples, a normalização tem como problema imediato o aumento da variância de cada evento, o que tem impacto negativo na taxa de compactação. Isto será visto adiante nos resultados de compactação.

A segunda forma de normalização, chamada sequencial, tem como objetivo aumentar a participação das células menos energéticas no processamento como um todo (extração de características e classificação). Num processo realizado sequencialmente, as células mais distantes do centro dos anéis vão sendo divididas por valores que diminuem com a distância do centro. Inicialmente, divide-se o centro dos anéis, que corresponde ao pico de energia naquela camada, pela energia total na camada. Em seguida, o primeiro anel é normalizado pela energia total subtraída da energia do pico. O segundo anel é normalizado pela energia total subtraída do pico e do primeiro anel. Isto é realizado sucessivamente até um certo limiar considerado como ruído. A partir deste ponto não é mais feita nenhuma normalização. Este limiar na normalização é necessário para que não ocorra um possível aumento da energia de células que na verdade só apresentam ruído.

Assim como a normalização pela energia total, a sequencial também tem impacto negativo na taxa de compactação. Neste caso, o impacto é ainda maior em função do grande aumento na variância devido ao fator de normalização variar numa mesma camada. Ou seja, as células dos anéis em torno do pico de energia são

normalizadas e amplificadas, aumentando a variância do processo.

### 4.5.3 Resultados da compactação segmentada (SPCA)

#### 4.5.3.1 Eventos formatados em serpentina

As Figuras 4.15 e 4.16 mostram as curvas de carga da compactação segmentada sobre os eventos formatados em serpentina, com normalização pela energia total na camada. Como previsto, a taxa de compactação é baixa, uma vez que não foi utilizado nenhum critério da física na formatação da ROI. Com uma variância alta e distribuída por várias componentes, como mostraram os eventos médios ilustrados nas seções anteriores, a PCA não consegue projetar a variância do processo em poucas componentes, mesmo buscando as direções de máxima variância. Em vista desta baixa taxa de compactação, somente os eventos formatados em anéis foram processados na etapa de classificação. A Tabela 4.6 resume em números os resultados da aplicação da PCA sobre os eventos formatados em serpentina, normalizados pela energia total na camada.

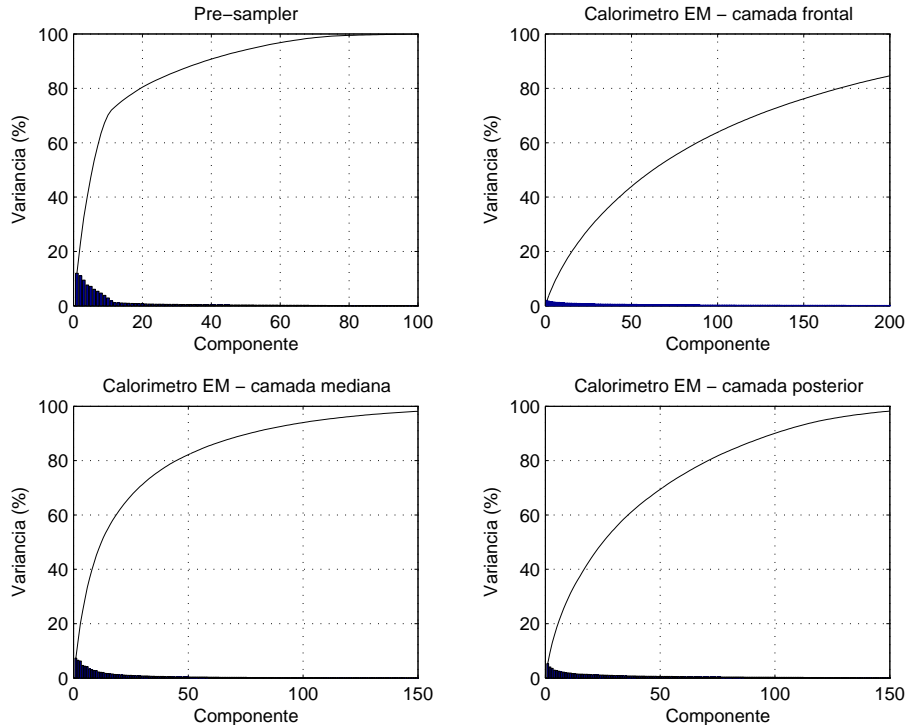


Figura 4.15: Curvas de carga do calorímetro eletromagnético. Eventos formatados em serpentina e normalizados pela energia total na camada.

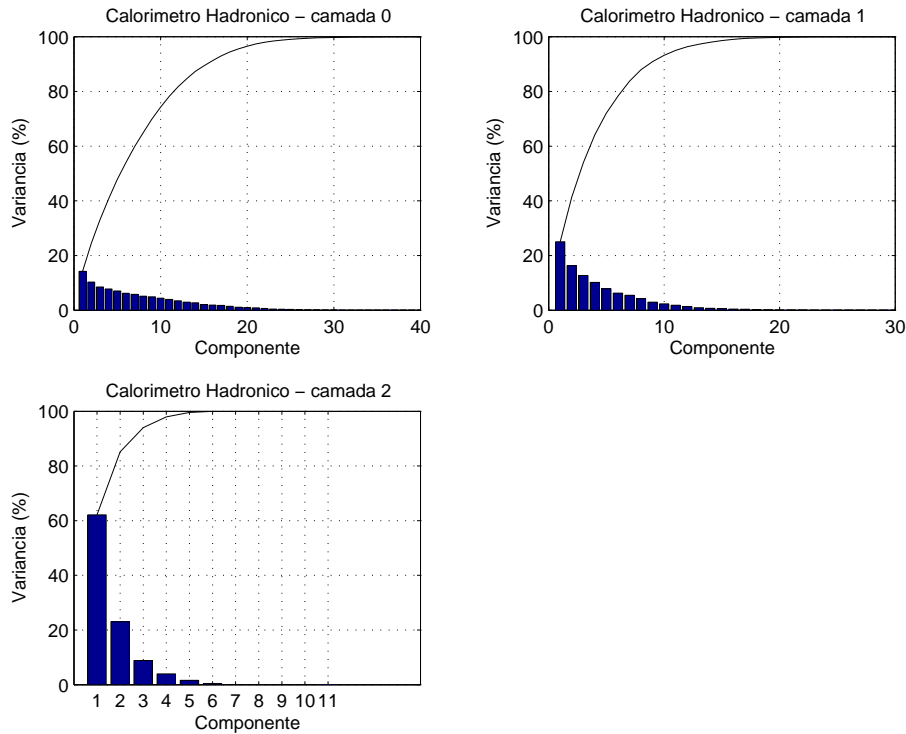


Figura 4.16: Curvas de carga do calorímetro hadrônico. Eventos formatados em serpentina e normalizados pela energia total na camada.

#### 4.5.3.2 Eventos com pré-processamento por soma de células

Diferentes normalizações foram estudadas no caso dos eventos pré-processados por soma de células. Os melhores resultados foram obtidos com normalização sequencial, onde o fator de normalização vai reduzindo à medida em que o anel se afasta do centro. As Figuras 4.17 e 4.18 ilustram as curvas de carga, no caso de PCA segmentada, para os eventos pré-processados e normalizados sequencialmente. Como se observa nas curvas de carga, a compactação obtida não é muito alta. Este resultado é razoável, uma vez que a informação já está concentrada num espaço de dimensão reduzida, obtido através de um processo anterior de compactação topológica. Cada variável no espaço pré-processado representa uma informação agrupada de diversas fontes (células), o que reduz a capacidade de compactação da PCA.

#### 4.5.3.3 Eventos formatados em anéis

Para a formatação em anéis, as curvas de carga, e a contribuição individual de cada componente, foram levantadas em três casos: sem normalização (para verificarmos o efeito da normalização), com normalização pela energia total, e com

Tabela 4.6: Número de componentes versus variância representada do processo, através da PCA segmentada. Eventos formatados em serpentina, com normalização pela energia total na camada.

Detector	Camada	Normalizados
		85% - 90% - 95%
Pre-sampler	-	34 - 46 - 62
Cal. Eletromagnético	frontal	200 - 247 - 318
Cal. Eletromagnético	mediana	59 - 79 - 113
Cal. Eletromagnético	posterior	81 - 100 - 125
Cal. Hadrônico	0	17 - 19 - 22
Cal. Hadrônico	1	9 - 11 - 14
Cal. Hadrônico	2	3 - 3 - 4
<b>Total</b>		<b>403 - 505 - 658</b>

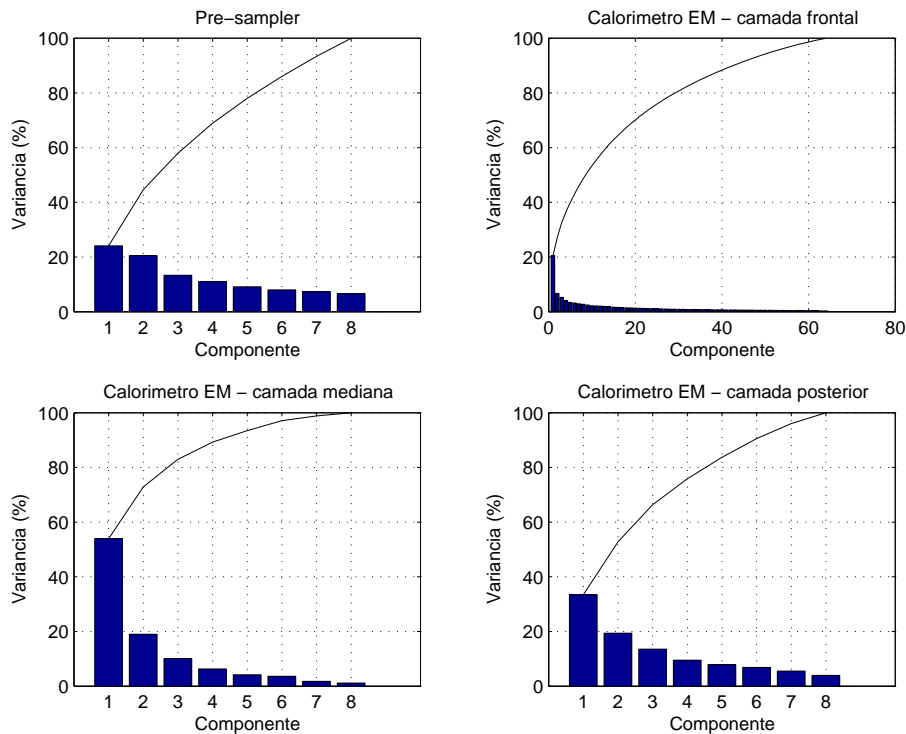


Figura 4.17: Curvas de carga do calorímetro eletromagnético. Eventos pré-processados em soma de anéis e normalizados sequencialmente.

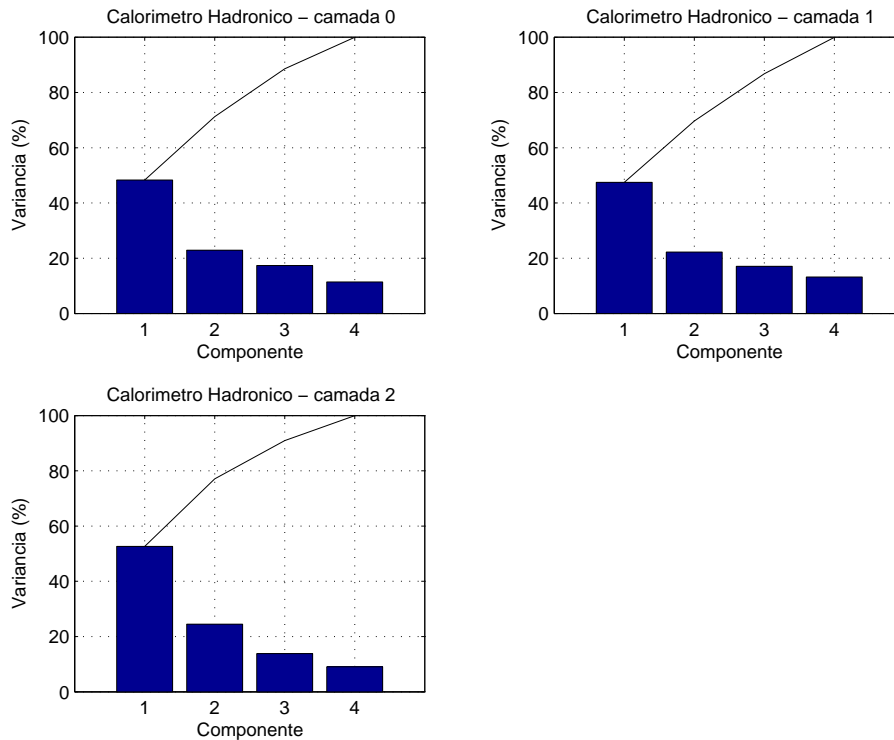


Figura 4.18: Curvas de carga do calorímetro hadrônico. Eventos pré-processados em soma de anéis e normalizados sequencialmente.

normalização sequencial.

Nas Figuras 4.19 e 4.20 podemos ver as curvas de carga para eventos sem normalização, para os calorímetros eletromagnético e hadrônico respectivamente. Observa-se uma alta taxa de compactação em todos os casos. Por exemplo, no caso da camada frontal do calorímetro eletromagnético com apenas 16 componentes podemos representar 95% da variância de um processo que apresenta 800 variáveis originalmente.

As curvas de carga para eventos normalizados pela energia total na camada são mostradas nas Figuras 4.21 e 4.22. Observa-se aqui uma grande redução na capacidade de compactação da PCA em relação a eventos sem normalização. Ao invés de 16 componentes para a camada frontal eletromagnética, por exemplo, são necessárias agora 43 componentes para representar a mesma variância do processo.

As Figuras 4.23 e 4.24 mostram os resultados de extração de componentes principais para os eventos normalizados sequencialmente. Novamente, há uma grande redução na taxa de compactação obtida em relação a eventos sem norma-

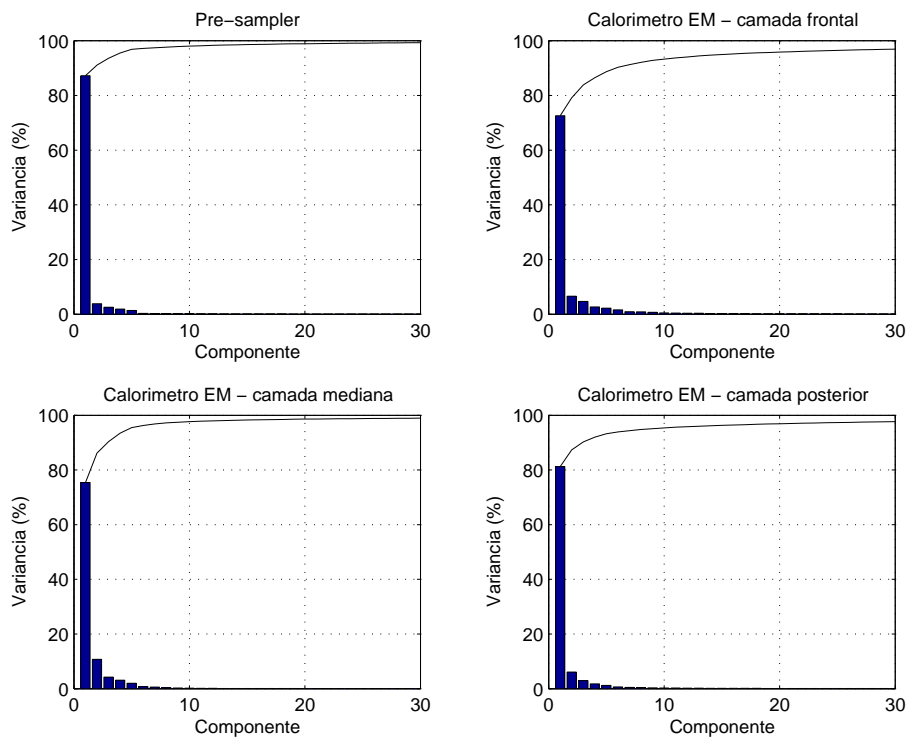


Figura 4.19: Curvas de carga do calorímetro eletromagnético. Eventos formatados em anéis, sem normalização.

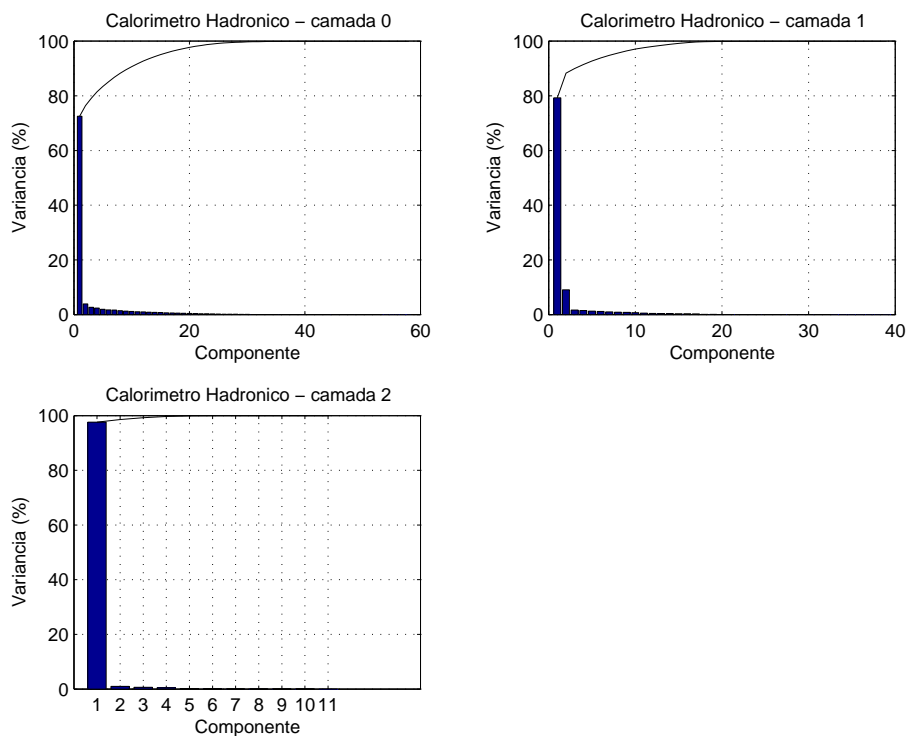


Figura 4.20: Curvas de carga do calorímetro hadrônico. Eventos formatados em anéis, sem normalização.

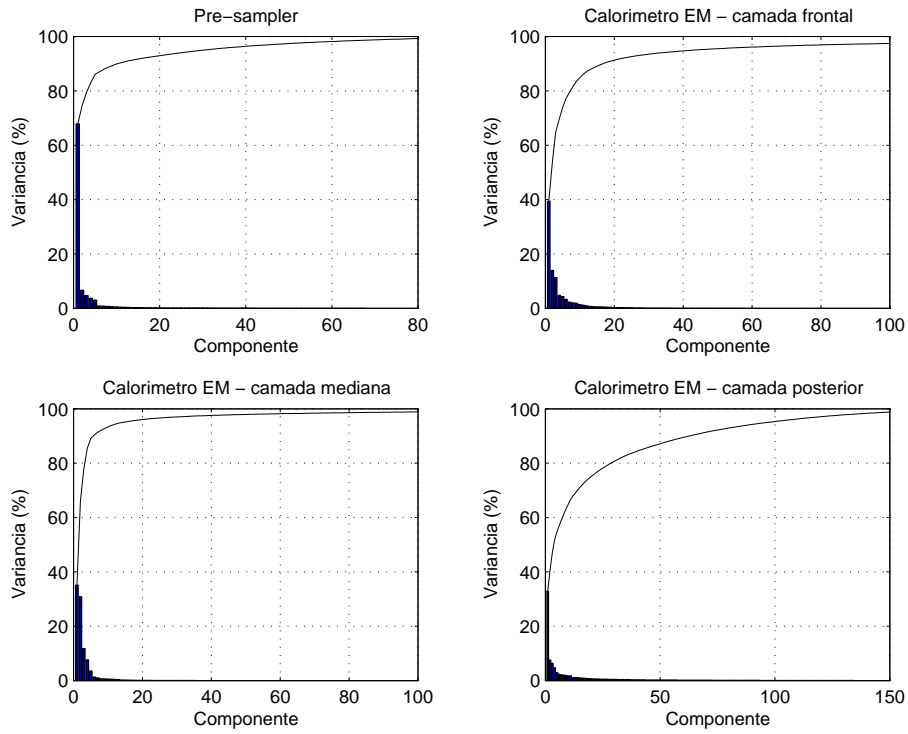


Figura 4.21: Curvas de carga do calorímetro eletromagnético. Eventos formatados em anéis e normalizados pela energia total na camada.

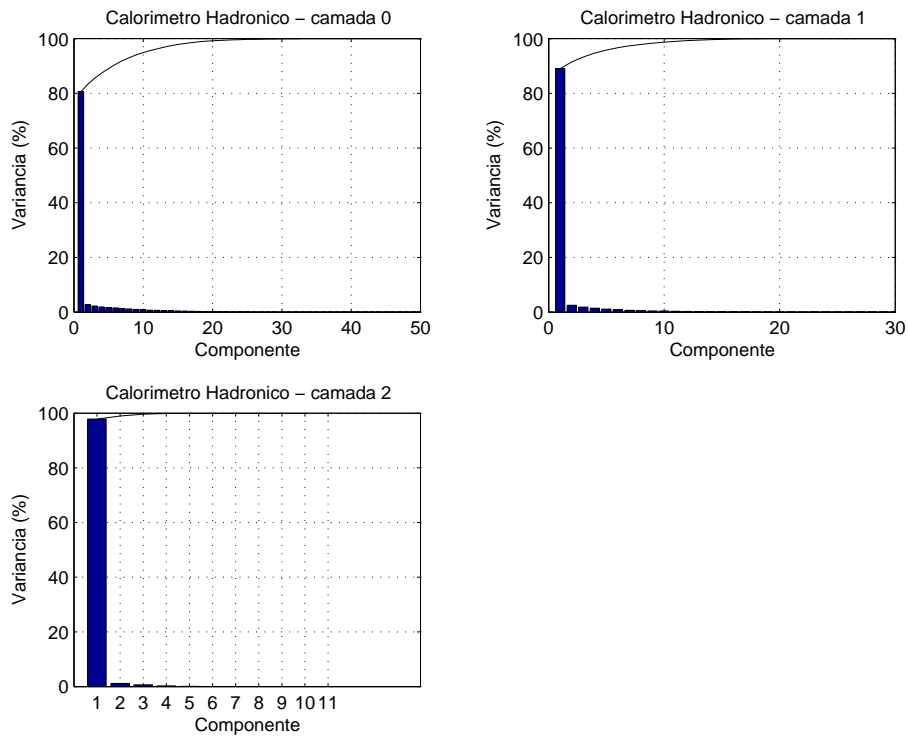


Figura 4.22: Curvas de carga do calorímetro hadrônico. Eventos formatados em anéis e normalizados pela energia total na camada.

lização. Neste caso, a compactação obtida é ainda menor uma vez que a normalização sequencial aumenta consideravelmente a variância do processo. Observando-se novamente a camada frontal do calorímetro eletromagnético, vemos que são necessárias 212 componentes para representar 95% da energia do processo.

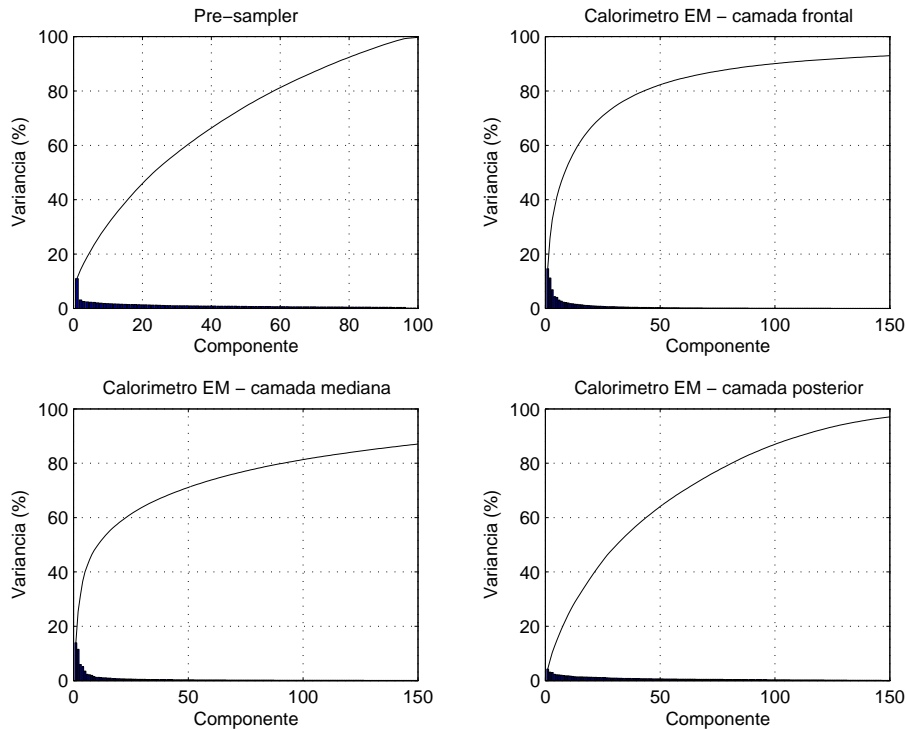


Figura 4.23: Curvas de carga do calorímetro eletromagnético. Eventos formatados em anéis e com normalização sequencial.

A Tabela 4.7 resume os resultados da compactação segmentada, para 85%, 90% e 95% de preservação da variância do processo, nos três casos - sem normalização, normalização pela energia total e normalização sequencial.

#### 4.5.4 Resultados da compactação não-segmentada

Na abordagem não-segmentada, as 7 camadas dos calorímetros são agrupadas, formando um único processo aleatório. A idéia aqui é não levar em conta a segmentação dos calorímetros, mas considerar que as 7 camadas são um único processo. Desta forma, a PCA é aplicada sobre eventos de dimensão 100, no caso de eventos pré-processados em soma de células, e 1633 no caso sem pré-processamento. As próximas secções mostram os resultados de compactação não-segmentada nos dois casos, com e sem pré-processamento por soma.



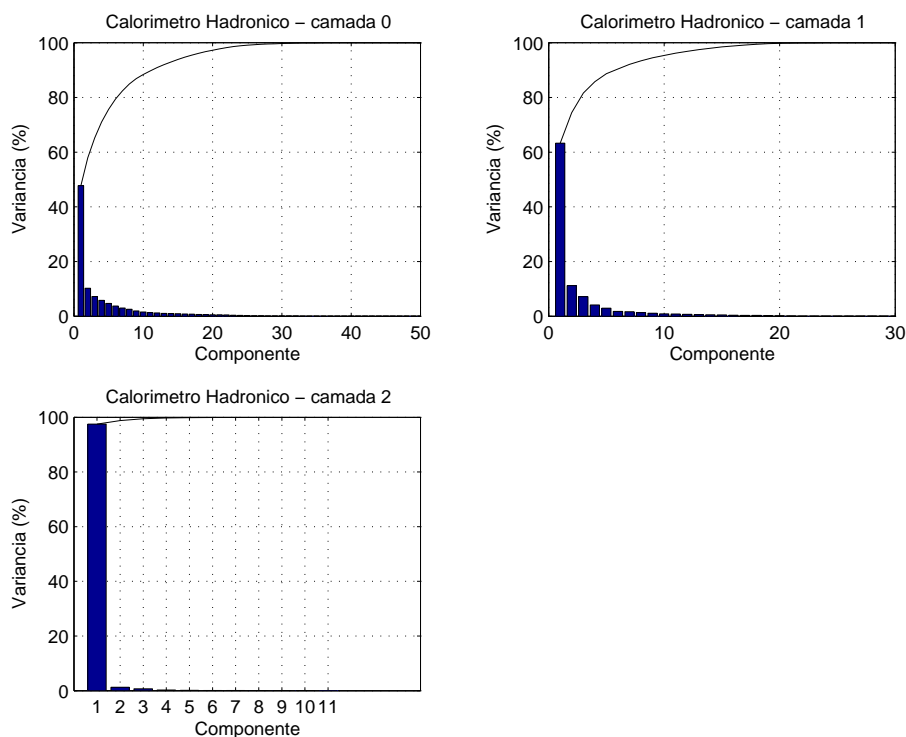


Figura 4.24: Curvas de carga do calorímetro hadrônico. Eventos formatados em anéis e com normalização sequencial.

Tabela 4.7: Número de componentes versus variância representada, através da PCA segmentada. Eventos formatados em anéis.

Detector	Camada	Sem normalização	Normalização Energia Total	Normalização Sequencial
		85% - 90% - 95%	85% - 90% - 95%	85% - 90% - 95%
Pre-sampler	-	1 - 4 - 4	5 - 11 - 31	67 - 76 - 86
Cal. EM	frontal	4 - 6 - 16	11 - 17 - 43	62 - 99 - 212
Cal. EM	mediana	2 - 3 - 5	4 - 6 - 15	130 - 185 - 262
Cal. EM	posterior	2 - 3 - 9	42 - 63 - 97	95 - 111 - 135
Cal. HAD	0	6 - 10 - 15	3 - 6 - 11	9 - 12 - 17
Cal. HAD	1	2 - 4 - 8	1 - 2 - 5	4 - 6 - 10
Cal. HAD	2	1 - 1 - 1	1 - 1 - 1	1 - 1 - 1
<b>Total</b>		<b>18 - 29 - 58</b>	<b>67 - 106 - 203</b>	<b>368 - 490 - 723</b>

#### 4.5.4.1 Eventos formatados em serpentina

A Figura 4.25 ilustra a curva de carga da compactação não-segmentada sobre eventos formatados em serpentina, com normalização pela energia total na camada.

Novamente, a taxa de compactação é baixa como no caso segmentado. Isto se explica pela mesma razão que anteriormente, ou seja, nenhum critério da física foi utilizado na formatação da ROI. Devido à variância alta, e distribuída por várias componentes, a PCA não consegue concentrar a energia do processo em poucas componentes.

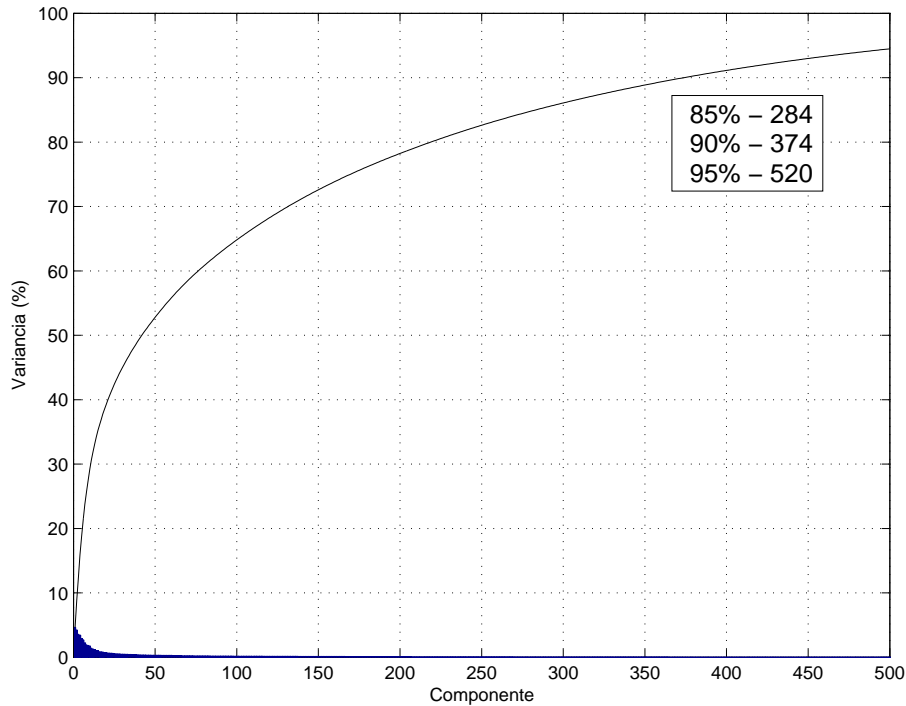


Figura 4.25: Curva de carga para a extração não-segmentada. Eventos formatados em serpentina e normalizados pela energia total na camada.

#### 4.5.4.2 Eventos com pré-processamento por soma de células

A Figura 4.26 mostra a curva de carga para a extração de componentes principais sobre os eventos pré-processados por soma de células. A Tabela 4.8 resume os resultados de compactação para os eventos pré-processados por soma de células, para 85%, 90% e 95% da variância do processo. Fica claro que a compactação não-segmentada alcança taxas superiores de compactação. Isto é razoável, visto que quando agrupamos as camadas eletromagnéticas e hadrônicas as primeiras acabam se sobrepondo em energia sobre as últimas. A consequência é que as hadrônicas contribuem com pouca variância no processo como um todo. Quando extraímos de forma segmentada, as características de cada camada é observada separadamente e

não há predominância de variância de alguma camada sobre outra.

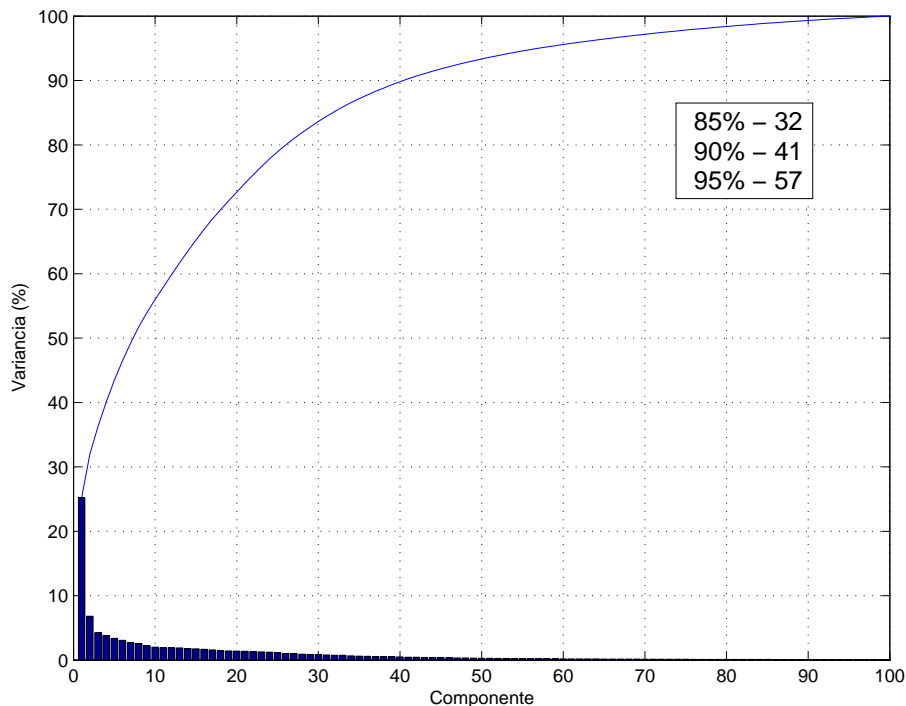


Figura 4.26: Curva de carga para a extração não-segmentada, com eventos pré-processados por soma e normalizados sequencialmente.

#### 4.5.4.3 Eventos formatados em anéis

As curvas de carga para a PCA não-segmentada sobre os eventos de dimensão 1633, formatados em anéis, são mostradas nas Figuras 4.27, 4.28 e 4.29. No primeiro caso, os eventos formatados não foram normalizados. Nas outras duas figuras, as normalizações são pela energia total e no modo sequencial.

Observamos novamente o grande impacto da normalização na capacidade de compactação por PCA. Para 95% de representação da variância, no caso normalizado pela energia total são necessárias 143 componentes, enquanto somente 10 são necessárias para eventos sem normalização. O número extremamente reduzido de componentes no caso sem normalização pode ser explicado pelo fato de a extração de características ser realizada sobre as 7 camadas agrupadas. Quando fazemos isso, como a energia depositada pelos elétrons nas camadas eletromagnéticas frontal e mediana é muito superior a energia dos outros segmentos (principalmente os hadrônicos), poucas variáveis acabam concentrando grande parte da variância

Tabela 4.8: Número de componentes versus variância representada. Eventos pré-processados por soma de células. Dimensão original igual a 100.

Detector	Camada	PCA	PCA
		segmentada	não-segmentada
		85% - 90% - 95%	85% - 90% - 95%
Pre-sampler	-	6 - 7 - 8	-
Cal. Eletromagnético	frontal	36 - 43 - 52	-
Cal. Eletromagnético	mediana	4 - 5 - 6	-
Cal. Eletromagnético	posterior	6 - 6 - 7	-
Cal. Hadrônico	0	3 - 4 - 4	-
Cal. Hadrônico	1	3 - 4 - 4	-
Cal. Hadrônico	2	3 - 3 - 4	-
<b>Total</b>		<b>61 - 72 - 85</b>	<b>32 - 41 - 57</b>

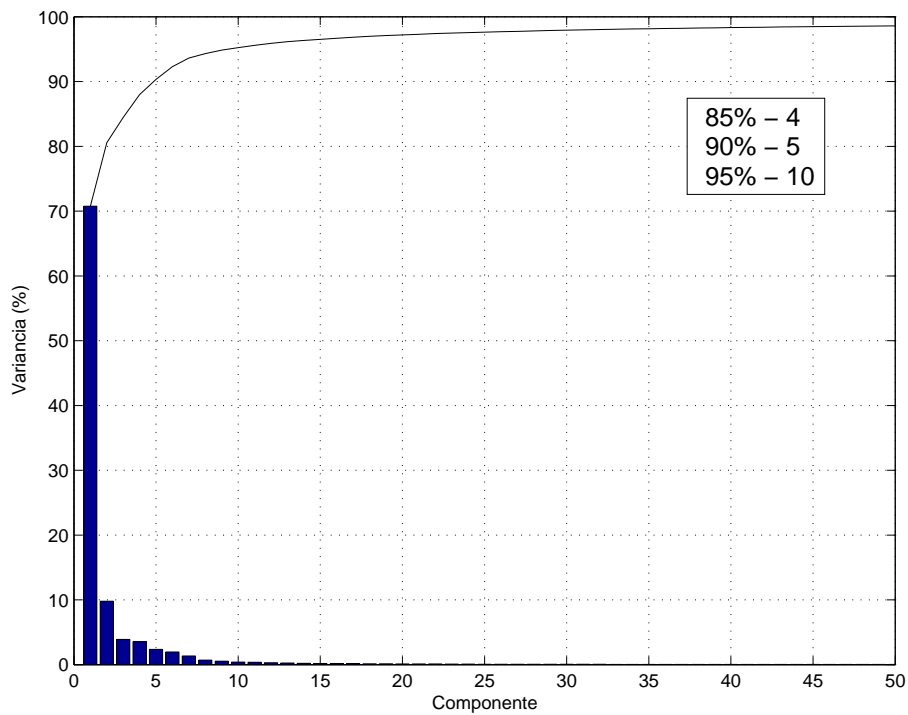


Figura 4.27: Curva de carga para a extração não-segmentada, para eventos formados em anéis sem normalização.

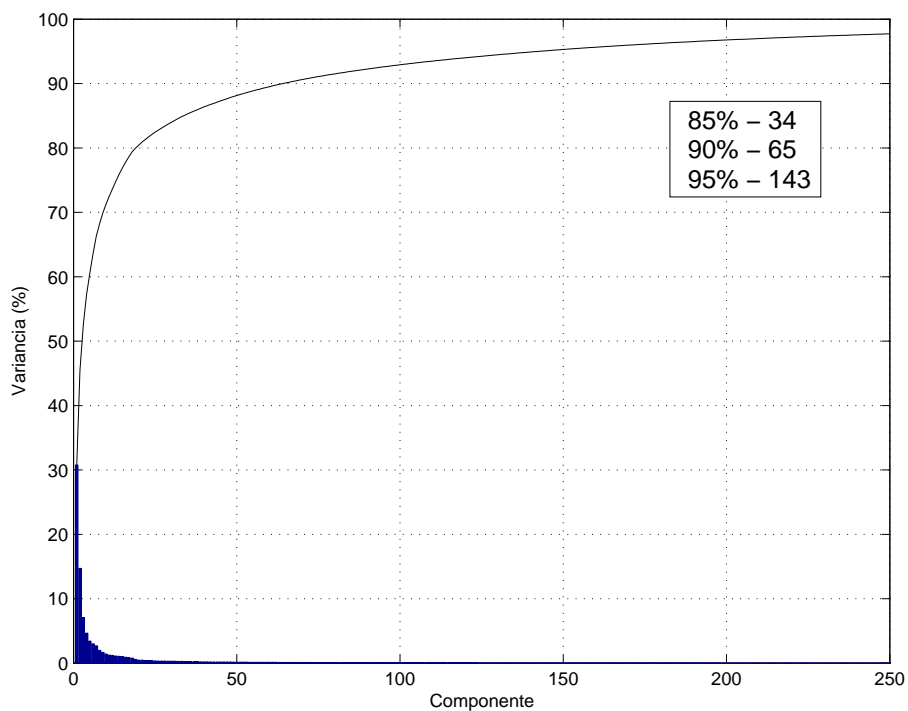


Figura 4.28: Curva de carga para a extração não-segmentada, para eventos formatados em anéis e com normalização pela energia total na camada.

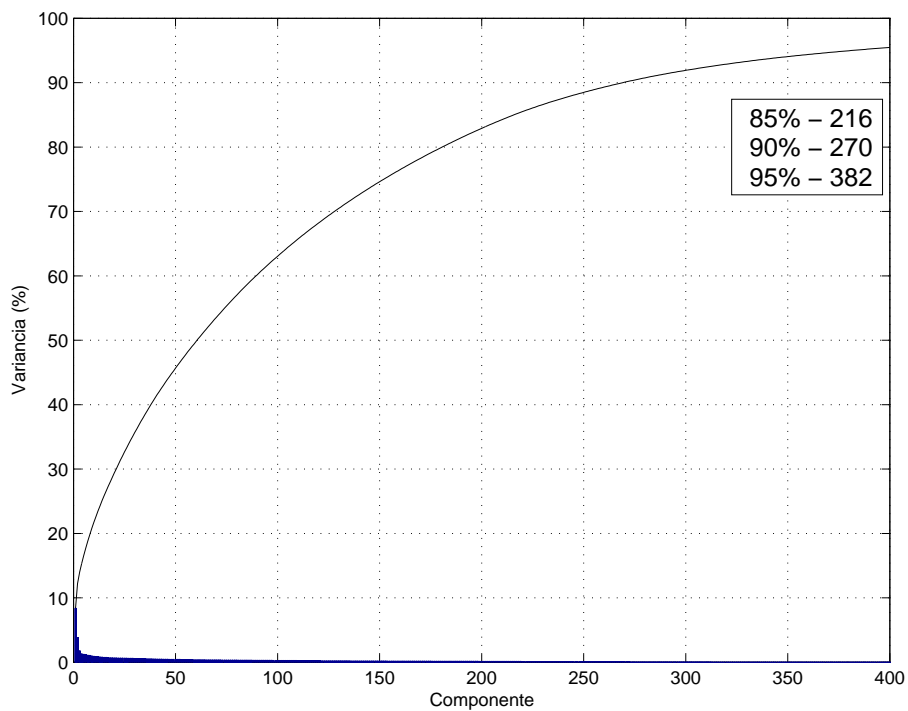


Figura 4.29: Curva de carga para a extração não-segmentada, para eventos formatados em anéis e com normalização sequencial.

do processo. No modo sequencial, para o mesmo nível de compactação (95% da variância), 382 componentes são necessárias. Neste caso, como a normalização resalta ainda mais componentes de baixa energia, uma baixa taxa de compactação é coerente.

# Capítulo 5

## Classificação dos Eventos

Este capítulo apresenta a última etapa do processamento da informação de calorimetria - a classificação de um evento em elétron, ou jato, no Nível 2 de filtragem. Apresentamos detalhes sobre o classificador e os vários resultados obtidos através de diferentes configurações.

### 5.1 O Classificador Neural

A partir dos resultados de compactação apresentados, diversos testes de classificação foram realizados para a separação de elétrons dos jatos. Com os eventos projetados num espaço de dimensão reduzida, tornou-se viável o uso de redes neurais para a tarefa de classificação dos eventos. Redes neurais *feedforward* [53] são reconhecidas há várias décadas por seu bom desempenho em diversas aplicações, como reconhecimento de padrões [54], previsão, otimização, memórias associativas e controle. Também na área de classificação de partículas, redes neurais vêm sendo empregadas e têm obtido bons resultados em trabalhos recentes [55].

A arquitetura adotada neste trabalho para a rede neural é uma das mais robustas e mais aplicadas no problema de reconhecimento de padrão - multicamada com neurônios de função de ativação não-linear. O uso de uma função de ativação não-linear é vital para o aumento da capacidade de processamento da rede multicamada [56]. A rede utiliza duas camadas de neurônios totalmente conectados, sem realimentação (*feed-forward*). Todos os neurônios utilizam como função de trans-

ferência a Equação 5.1, que é matematicamente equivalente à tangente hiperbólica.

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \frac{2}{(1 + e^{-2x})} - 1 \quad (5.1)$$

Esta função apresenta mínima diferença numérica em relação á *tanh* (função mais clássica) e sua execução é mais rápida, o que é imperativo para o processamento *online* do Nível 2.

Para a primeira camada da rede, usualmente chamada camada escondida, variamos o número de neurônios buscando otimizar o classificador. Na camada de saída, a rede é composta por um único neurônio, que produz em sua saída valores de -1 a 1. Por uma questão de compatibilidade com outros trabalhos desenvolvidos, optamos por estabelecer -1 como alvo de elétrons, e 1 como alvo de jatos. Do ponto de vista do treinamento e desempenho da rede, essa escolha é indiferente. As sinapses e *bias* são sempre inicializadas através do algoritmo Nguyen-Widrow [57], que busca distribuir uniformemente a região ativa de cada neurônio de forma homogênea sobre o espaço de valores da entrada da rede.

Para o treinamento foi selecionado o algoritmo *Resilient-backpropagation*, conhecido por RPROP, que apresentou convergência significativamente mais rápida quando comparado a outros métodos de aprendizagem. Para contornar desvantagens inerentes de algoritmos do tipo gradiente-descendente, o RPROP realiza uma atualização local das sinapses baseando-se somente no comportamento da função de erro. Sua principal diferença em relação a outras técnicas é que o processo de atualização não sofre com a imprevisível influência da magnitude da derivada parcial, somente o sinal da derivada é utilizado. Uma descrição completa da técnica pode ser encontrada em [58].

Nas próximas secções, todos os resultados de classificação são apresentados através da curva de eficiência de detecção de elétrons versus falso alarme (jatos considerados elétrons pelo classificador). Esta curva é usualmente chamada de ROC (*Region Of Characteristics*) [59]. O treinamento da rede neural é finalizado por dois critérios - validação ou produto SP. O SP é definido como o produto da soma das eficiências pelo produto destas, ou seja:

$$\mathbf{SP} = (EF_e + EF_j) \cdot (EF_e \cdot EF_j) \quad (5.2)$$

onde  $EF_e$  é a eficiência de detecção de elétrons e  $EF_j$  é a eficiência de jatos.



A melhor relação eficiência versus falso alarme é o ponto da ROC de maior SP. A validação é realizada com o conjunto de teste, ou seja, metade do conjunto total de eventos da base de dados.

Outros métodos já foram aplicados ao problema de classificação de partículas, como por exemplo curvas principais [60] e filtro casado [61]. Em geral, o uso de redes neurais têm superado em termos de eficiência a maioria destas outras abordagens.

## 5.2 Análise de relevância

Após uma otimização do classificador, como visto na seção anterior, podemos fazer uma análise de relevância [62] sobre as variáveis de entrada da rede neural. Esta análise pode ser vista como um último ajuste fino sobre o espaço amostral para a discriminação. Ela exprime, de forma quantitativa, a importância de cada variável de entrada da rede neural para a classificação. O procedimento para o cálculo da relevância consiste em substituir cada variável de entrada do classificador por sua média no conjunto de treino, e calcular o desvio médio na saída da rede. Resumindo, a relevância da variável  $i$  é igual à média das variações, medidas na saída da rede, obtidas quando substituímos a variável pela sua média no processo. A Equação 5.3 mostra o cálculo da relevância,

$$R_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (out(\vec{x}_j) - out(\vec{x}_j|_{x_{j,i}=\bar{x}_i}))^2 \quad (5.3)$$

onde  $N$  é o número de amostras no conjunto de treino. Quanto maior a importância da variável na classificação, maior será o valor de  $R$ , visto que a substituição pela média provoca grande diferença na saída da rede. Componentes que contribuem pouco para a discriminação terão um baixo valor de  $R$ . Deve-se notar que a análise de relevância fornece apenas uma idéia comparativa da importância de cada variável na entrada da rede neural. Pequenas diferenças percentuais entre os valores de relevância não significam, necessariamente, a importância maior de uma variável em relação a outra.

## 5.3 Resultados da Classificação

Nesta seção, apresentamos os resultados obtidos na etapa de classificação do processamento. Dividimos os resultados em três partes, por abordagem de formatação-compactação:

- **Eventos com pré-processamento por soma de células**
- **Eventos compactados por PCA segmentada (SPCA)**
- **Eventos compactados por PCA não-segmentada**

### 5.3.1 Eventos com pré-processamento por soma de células

Adotando a compactação de 95% da energia do processo, foram realizados testes do classificador variando-se o número de neurônios na camada escondida, tanto no caso segmentado como não-segmentado.

No caso segmentado, a Figura 5.1 mostra a distribuição na saída da rede neural treinada, para elétrons e jatos do conjunto de teste. Como podemos observar, a separação das duas classes é muito bem definida, o que leva a um bom resultado de eficiência versus falso alarme. A ROC da Figura 5.2 ilustra o desempenho final do classificador, na melhor configuração - 15 neurônios na camada escondida. Para o melhor SP, que ficou em 1,83, a eficiência na detecção de elétrons alcançou 97,05%, para um falso alarme de 2,78%. Esse resultado supera o do processamento somente com os eventos pré-processados, com dimensão 100 e uma rede neural de 5 neurônios (também mostrado na figura). Neste caso, tem-se  $SP=1,80$  para eficiência de 97,28% e falso alarme de 3,96%.

Para a abordagem não-segmentada, a Figura 5.3 mostra o produto SP para diferentes números de neurônios no classificador. O melhor resultado ficou em 17 neurônios na camada escondida. O SP obtido (1,85) supera sensivelmente o da abordagem segmentada, indicando não haver vantagem em utilizar-se a PCA segmentada sobre eventos pré-processados. As Figuras 5.4 e 5.5 mostram, respectivamente, a saída do classificador e a ROC para o melhor classificador nesta abordagem. Em relação ao processamento segmentado, além do melhor desempenho na classificação, a dimensão dos dados de entrada aqui é inferior (57 componentes contra 85), o que

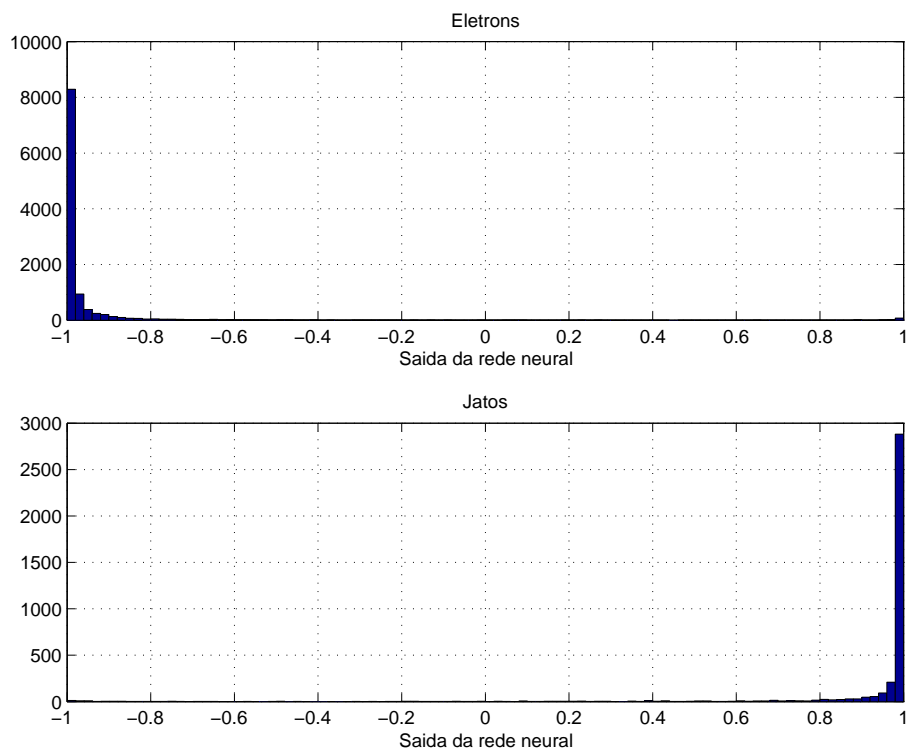


Figura 5.1: Saída do classificador para eventos pré-processados, com normalização sequencial e compactação segmentada para 85 componentes.

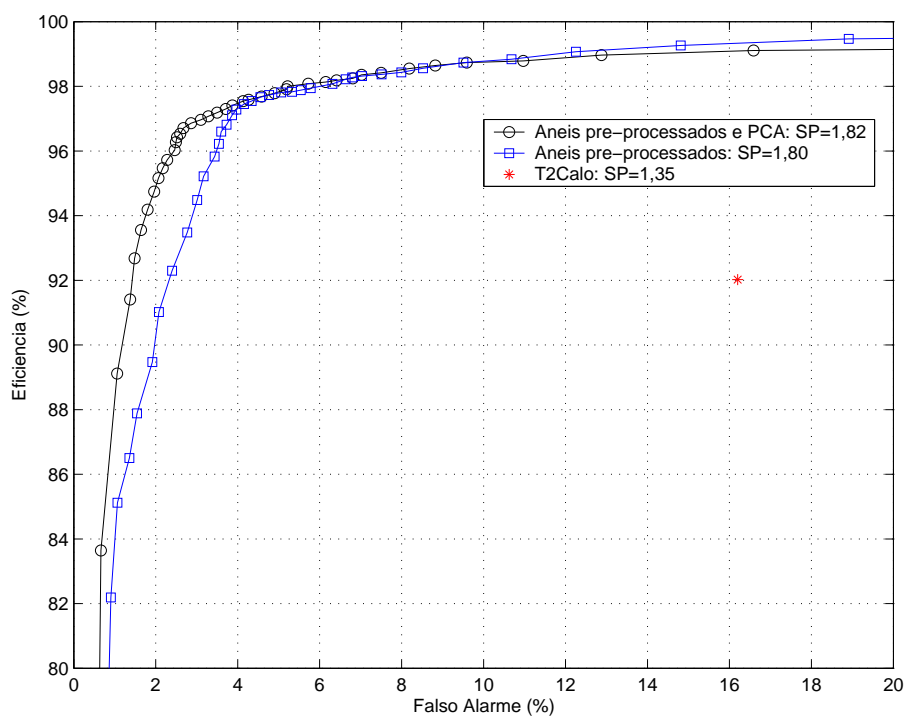


Figura 5.2: Curva ROC para eventos pré-processados, com normalização sequencial e compactação segmentada para 85 componentes.

é importante e benéfico em termos de velocidade para o Nível 2 de filtragem.

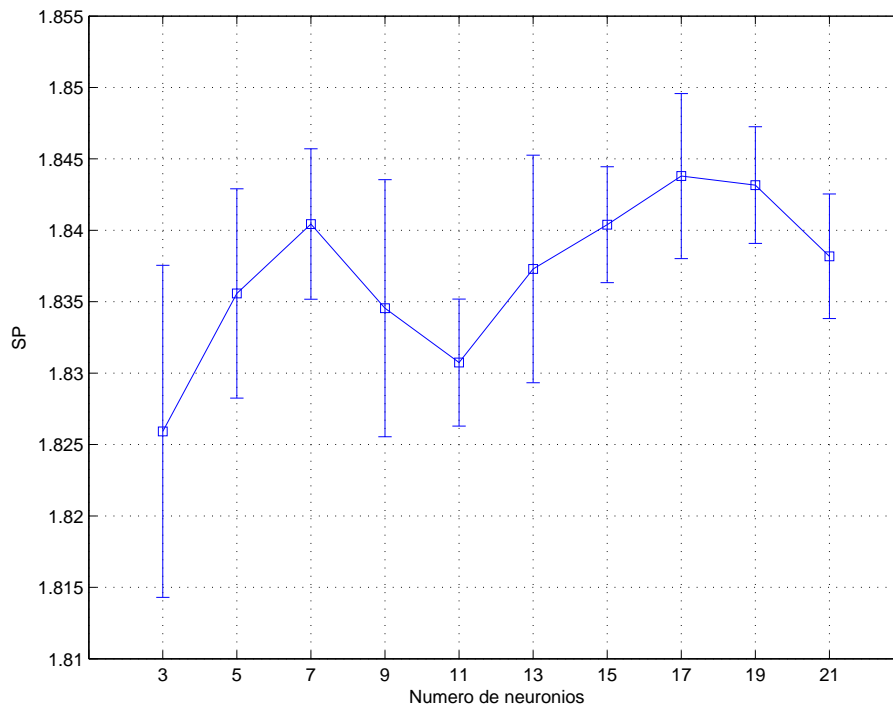


Figura 5.3: Produto SP para diferentes números de neurônios no classificador neural.

Os resultados obtidos para eventos pré-processados estão resumidos na Tabela 5.1. Notar que, apesar de a eficiência mostrada para o caso não-segmentado ser a menor, o resultado global desta abordagem é melhor devido ao menor falso alarme, que resulta no melhor produto SP.

Tabela 5.1: Melhores resultados de classificação para os eventos pré-processados por soma de células.

	<b>Dimensão do evento</b>	<b>SP</b>	<b>Eficiência (%)</b>	<b>Falso Alarme (%)</b>	<b>Nº de neurônios</b>
Sem PCA	100	1,80	97,28	3,96	5
PCA segmentada	85	1,83	97,05	2,78	15
PCA não-segmentada	57	1,85	97,25	2,35	17

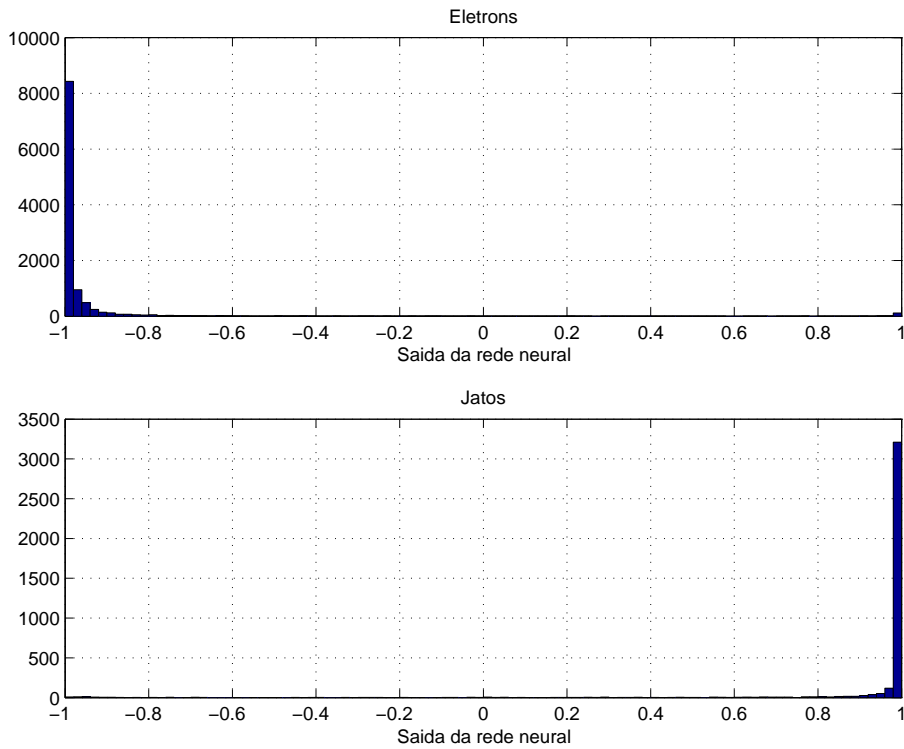


Figura 5.4: Saída do classificador para eventos pré-processados, com normalização sequencial e compactação não-segmentada para 57 componentes.

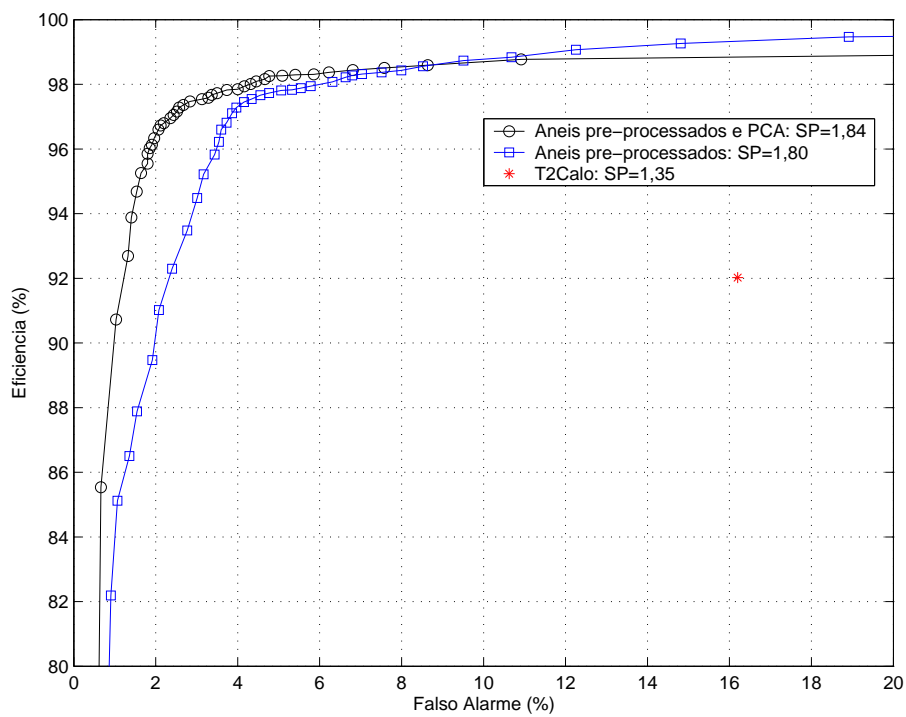


Figura 5.5: Curva ROC para eventos pré-processados, com normalização sequencial e compactação não-segmentada para 57 componentes.

### 5.3.1.1 Análise de relevância com SPCA

A Figura 5.6 mostra a relevância normalizada das 85 variáveis na compactação segmentada. As primeiras variáveis no gráfico (1 a 8) correspondem ao *pre-sampler*, e assim por diante até as camadas hadrônicas.

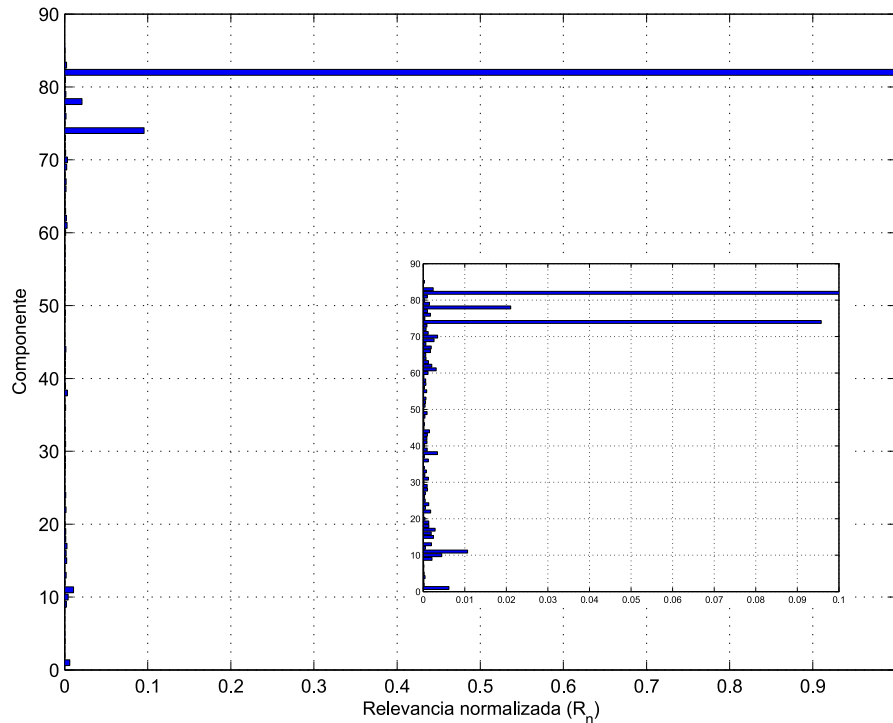


Figura 5.6: Relevância normalizada para eventos pré-processados e compactados por PCA segmentada (SPCA).

Verificamos que a componente mais relevante é a 82, que é projetada a partir do calorímetro hadrônico. Isso indica que, apesar de o calorímetro eletromagnético concentrar a maior parcela de energia das ROI ( $> 70\%$ ), a informação da parte hadrônica (jatos) é mais discriminante. Este tipo de análise só é possível na abordagem segmentada do problema, uma vez que ao extrair e projetar o processo agrupado (abordagem não-segmentada), perde-se a correspondência componente-calorímetro.

Ainda analisando a Figura 5.6, podemos observar que três variáveis se destacam das demais. Estas três, que são as únicas a ultrapassar 1% do valor da mais relevante (ver no *zoom*), são do calorímetro hadrônico. Novamente, percebemos que a informação mais discriminante na abordagem SPCA é proveniente da deposição de energia dos jatos nas camadas hadrônicas.

Variando o número de componentes relevantes, e treinando o classificador 10

vezes em cada caso, chegamos aos resultados de SP como mostrado na Figura 5.7. Podemos verificar que entre as 85 componentes originais e as 9 mais relevantes não

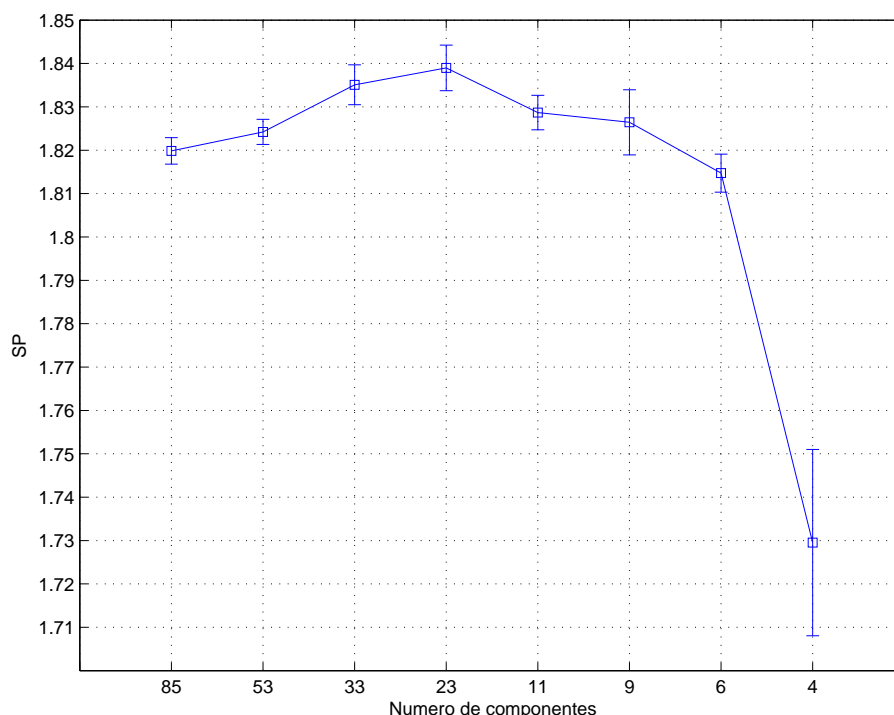


Figura 5.7: Desempenho do classificador (produto SP) em função do número de componentes relevantes utilizadas.

se observa grande perda de desempenho do classificador. Abaixo de 6 componentes relevantes o SP cai significativamente de 1,81 para 1,73. Através destes resultados, definimos como 23 um número ótimo de componentes para a etapa de classificação.

### 5.3.1.2 Análise de relevância com PCA não-segmentada

A relevância normalizada na abordagem não-segmentada é mostrada na Figura 5.8. A análise agora é feita sobre as 57 componentes que representam 95% da energia do processo. Deve-se notar que não faz mais sentido falarmos em variáveis do calorímetro eletromagnético, ou hadrônico, visto que a extração e projeção pela PCA foi realizada nas camadas agrupadas.

Assim como no caso segmentado, poucas variáveis têm alta relevância. Somente as três primeiras, e a quinta componente, ultrapassam 1% da componente mais relevante. Estes resultados demonstram que as componentes mais energéticas, projetadas pela PCA, são também as mais discriminantes no processamento não-

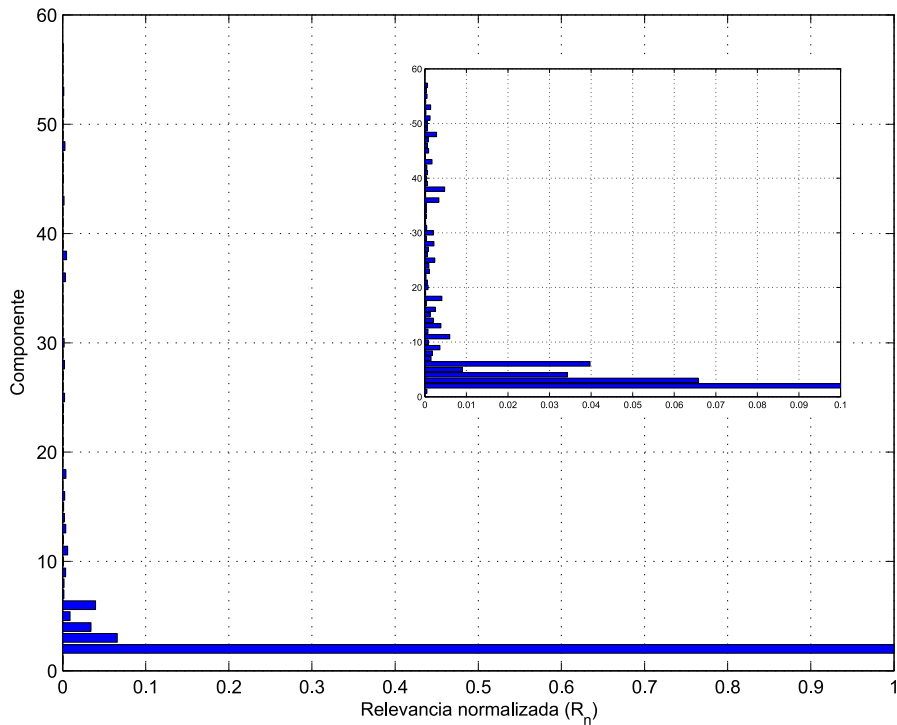


Figura 5.8: Relevância normalizada para eventos pré-processados e compactados por PCA não-segmentada.

segmentado. Desta forma, podemos compactar ainda mais a informação, retirando do processamento as componentes pouco relevantes para a classificação.

A Figura 5.9 mostra o produto SP para diferentes números de componentes relevantes. Verificamos que a remoção de 11 componentes menos relevantes, das 57 componentes originais, não provoca grande queda no desempenho do classificador. Abaixo de 46 componentes, já se observa uma redução significativa na capacidade do classificador.

Desta forma, concluímos que o uso de 46 componentes fornece uma boa relação compactação-classificação nesta abordagem não-segmentada. Nesta compactação, o SP médio ficou em 1,83, com uma eficiência de detecção de 96,89% para um falso alarme de 2,49%. O classificador utilizado possui 7 neurônios na camada escondida. Os números de componentes relevantes utilizados no gráfico foram definidos através de percentuais da relevância máxima.



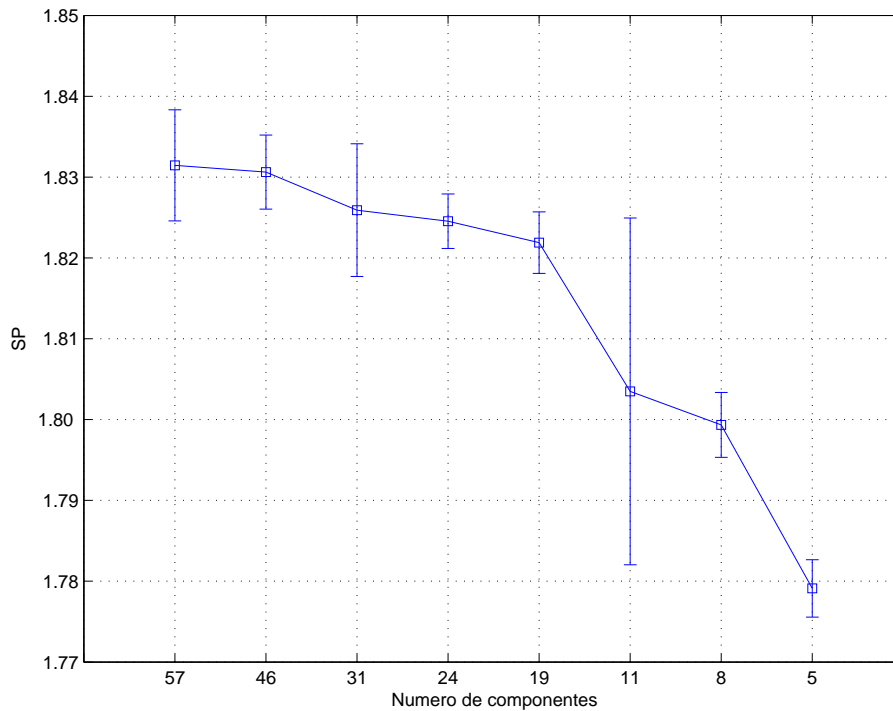


Figura 5.9: Relevância normalizada para eventos pré-processados e compactados por PCA não-segmentada.

### 5.3.2 Eventos compactados por PCA segmentada (SPCA)

Inicialmente, com o intuito de otimizar o classificador, fizemos um estudo do impacto da taxa de compactação na discriminação elétron-jato. Para eventos compactados em 85%, 90% e 95% da variância original, testamos o classificador neural com 5, 10 e 15 neurônios na camada escondida. Para cada configuração variância-neurônios, inicializamos e treinamos a rede neural 5 vezes. Isto foi realizado para analisarmos as flutuações causadas por diferentes inicializações da rede.

Após uma definição da melhor relação compactação-classificação, e do número de neurônios no classificador, aplicamos a análise de relevância para fazer um último ajuste fino e selecionar as componentes realmente discriminantes. As próximas duas seções mostram todos os resultados desta metodologia para eventos normalizados pela energia total e normalizados sequencialmente.

Tabela 5.2: Melhores resultados de classificação para eventos compactados para 85%, 90% e 95% de variância preservada. Eventos formatados em anéis e normalizados pela energia total.

Variância preservada	Nº de neurônios	SP	Eficiência (%)	Falso Alarme (%)
85%	5	1,77	96,03	3,89
	10	1,77	96,30	3,94
	15	1,78	96,99	4,45
90%	5	1,76	95,99	4,10
	10	1,78	97,33	4,87
	15	1,77	96,76	4,61
95%	5	1,78	96,61	3,92
	10	1,79	97,19	4,31
	15	1,79	97,33	4,23

### 5.3.2.1 Eventos com normalização pela energia total

Para o estudo do número de neurônios necessários no classificador, mostramos os melhores resultados obtidos na Tabela 5.2 para eventos normalizados pela energia total. Uma primeira conclusão é que um aumento no número de neurônios não tem grande impacto no desempenho do classificador. No caso de maior impacto devido ao número de neurônios, 85% da variância, verifica-se um aumento de somente 0,96 ponto percentual na eficiência de detecção. No caso do produto SP, observa-se uma diferença de somente 0,01 para todos os níveis de compactação. Baseando-se nesta análise, e em trabalhos recentes [55], decidimos fixar em 5 o número de neurônios na camada escondida do classificador neural.

Uma melhor comparação entre as três taxas de compactação pode ser feita através da Figura 5.10, onde são mostradas as melhores ROC para o classificador com 5 neurônios. Podemos verificar que utilizando as 203 componentes mais energéticas dos eventos projetados, alcançamos uma eficiência mais alta na região entre 3% e 8% de falso alarme.

Finalmente, após analisado o efeito da compactação sobre o classificador,

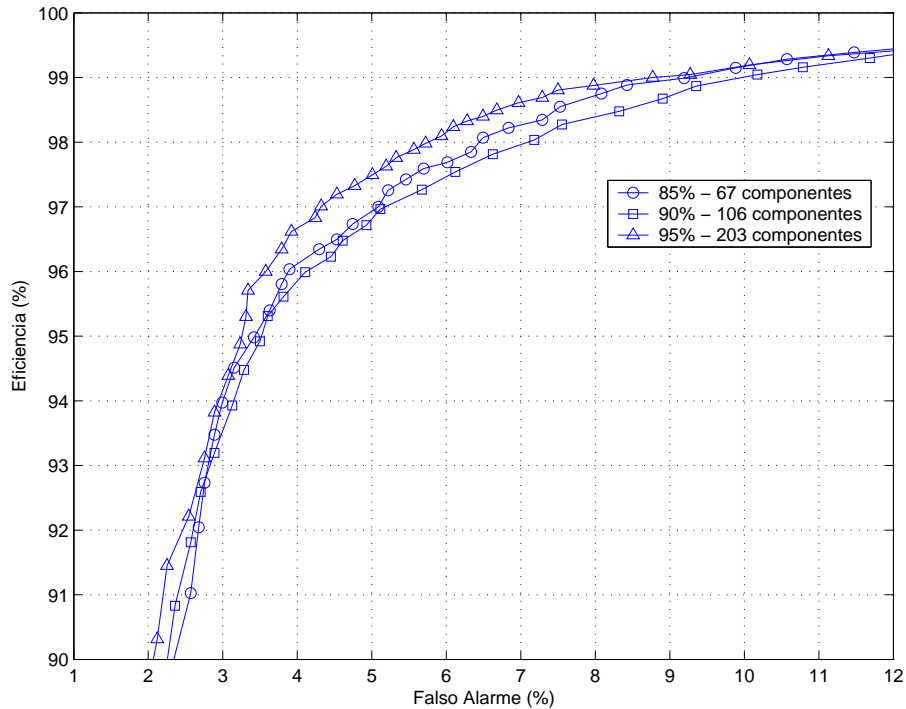


Figura 5.10: Curva ROC para as três taxas de compactação estudadas (85%, 90% e 95% da variância). Normalização pela energia total e classificador com 5 neurônios.

e definida uma arquitetura otimizada, passamos para uma análise de relevância das componentes. Fazemos este estudo somente para o caso de 95% da variância, uma vez que foi demonstrado o melhor desempenho do classificador para esta compactação.

A Figura 5.11 mostra a relevância calculada para as 203 componentes do evento compactado. Podemos observar que as componentes mais relevantes ficaram menos concentradas que no caso de eventos pré-processados por soma de células. Isto é razoável uma vez que este pré-processamento provoca perda de informação sobre o processo.

Variando a relevância em 0,5%, 1,0%, 5,0% e 10,0% da relevância máxima, chegamos a 74, 49, 19 e 9 componentes, respectivamente. A Figura 5.12 mostra as ROC para os melhores resultados (de 5 treinamentos) com as componentes acima. Podemos notar que entre os casos com 49 e 74 componentes não há muita perda de desempenho do classificador. Por estes resultados, fica demonstrado que somente cerca de 25% das 203 variáveis originais são realmente relevantes na discriminação. A Figura 5.13 mostra a contribuição de cada camada dos calorímetros nestas 49

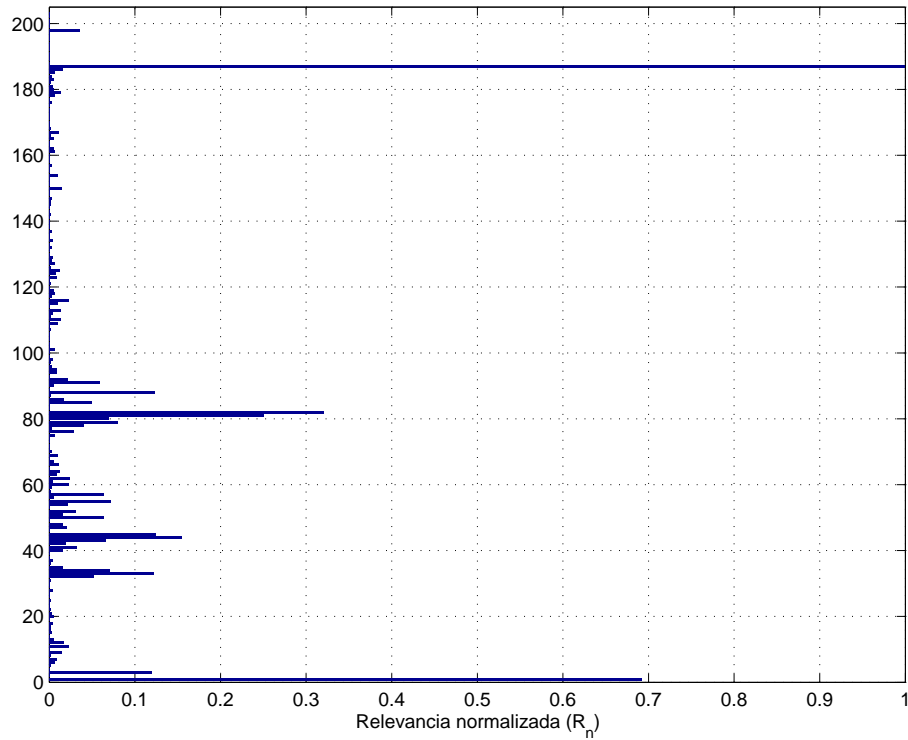


Figura 5.11: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis e compactados por PCA segmentada (SPCA). Normalização pela energia total.

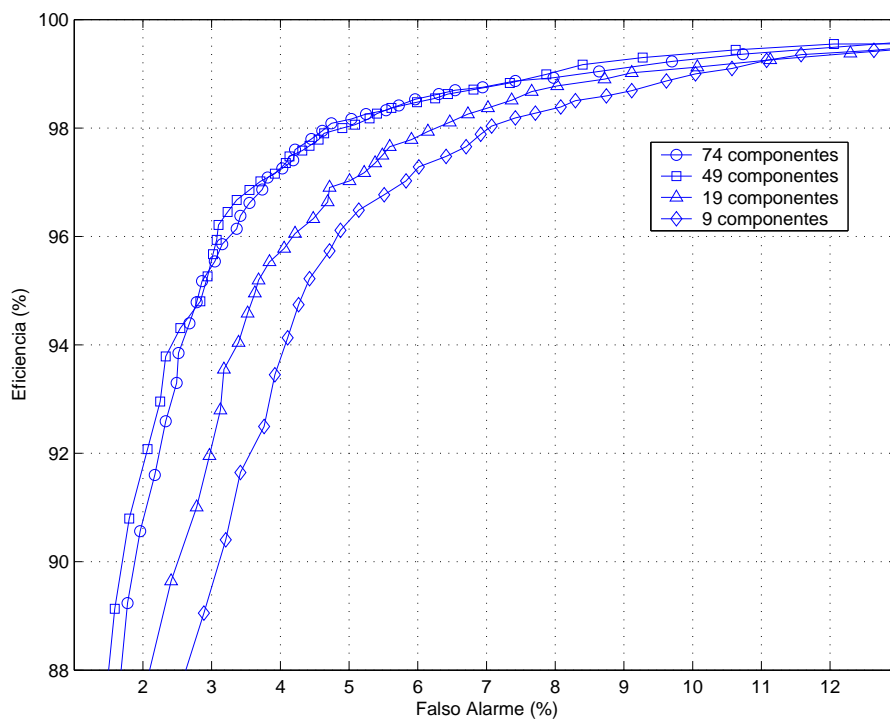


Figura 5.12: Curvas ROC para 5 níveis de compactação por relevância. Eventos formatados em anéis, compactados por SPCA e normalizados pela energia total.

componentes mais relevantes. A contribuição se assemelha ao percentual de energia depositado nas camadas, ou seja, as mais energéticas se mostraram as mais discriminantes nesta análise de relevância.

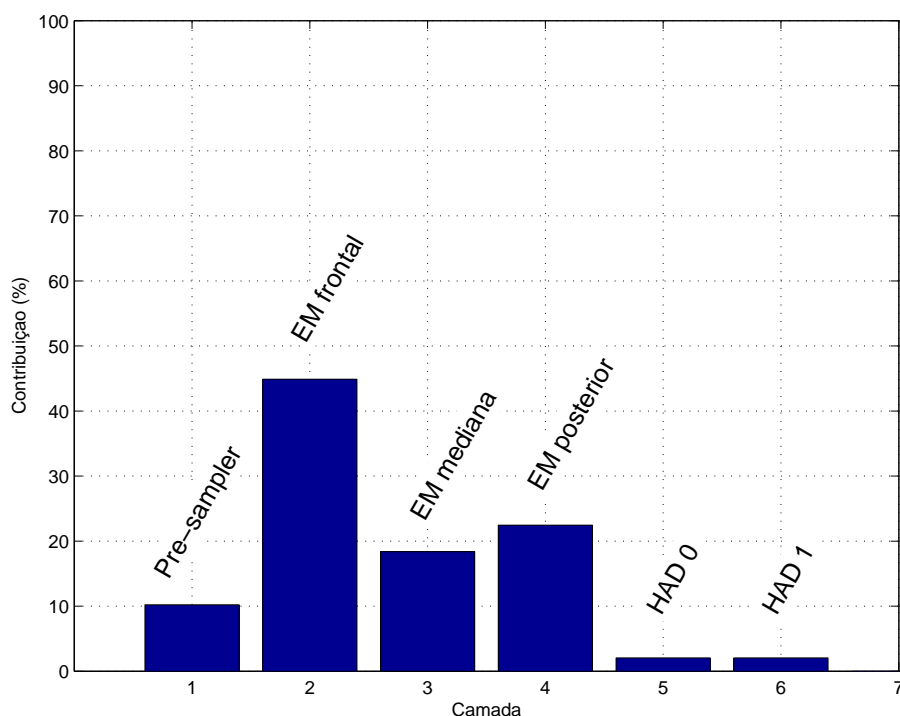


Figura 5.13: Contribuição das camadas nas componentes mais relevantes.

Uma análise mais criteriosa foi realizada sobre as componentes relevantes. Adotando cortes por distância da relevância máxima, testamos o classificador para 0,5%, 0,7%, 1,0%, 2,0%, 3,0%, 4,0%, 5,0% e 10,0% da máxima relevância. Em cada caso realizaram-se 10 treinamentos da rede neural, com uma nova inicialização das sinapses a cada novo treinamento. Com isso, pretendemos levar em conta flutuações por conta de diferentes valores de inicialização da rede. A Figura 5.14 mostra o produto SP obtido para cada caso, onde a barra de erros é dada pelo desvio padrão dos 10 treinamentos do classificador neural. Podemos observar que na região entre as 23 componentes mais relevantes e as 203 originais, o desempenho do classificador praticamente não se altera. Ou seja, 180 componentes projetadas pouco contribuem para a separação elétron-jato. Estes resultados nos levam a concluir que as 23 componentes mais relevantes definem a melhor relação compactação-classificação para esta normalização dos eventos. A Figura 5.15 mostra a contribuição de cada camada dos calorímetros na definição das 23 componentes mais relevantes para a classificação.

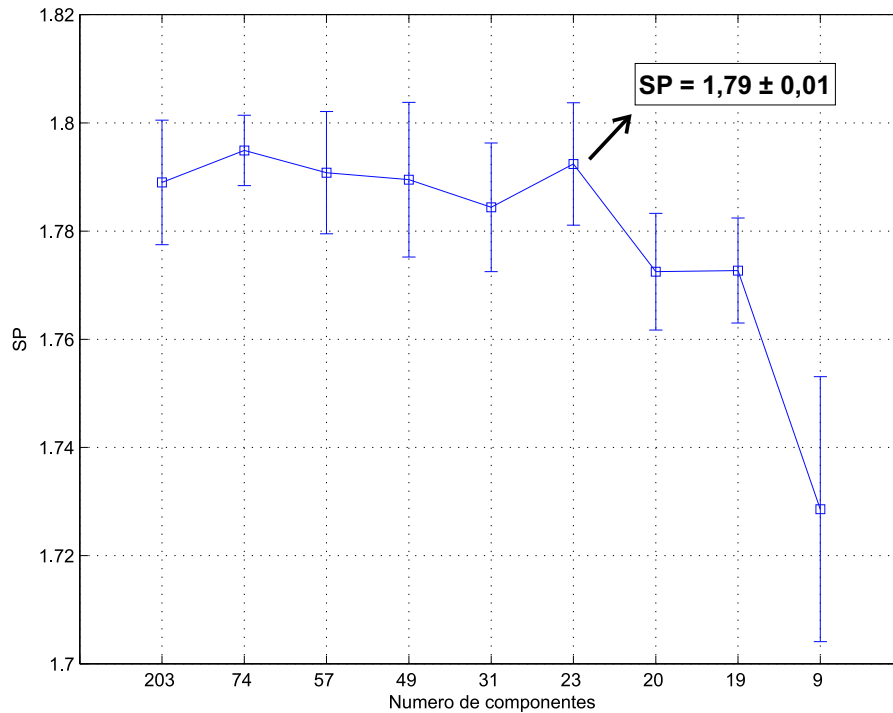


Figura 5.14: Produtos SP obtidos para diferentes números de componentes mais relevantes.

Novamente, percebemos que as camadas mais energéticas (eletromagnéticas) são as que mais fornecem informação para a separação elétron-jato.

### 5.3.2.2 Eventos com normalização sequencial

Para a normalização sequencial, verificou-se novamente que a quantidade de neurônios na camada escondida não causa impacto maior que 1% na eficiência de detecção. O mesmo podemos observar através do produto SP, que não sofre variação maior que 0,01, como pode ser visto na Tabela 5.3. Observa-se, inclusive, uma degradação do produto SP quando se aumenta o número de neurônios, no caso de compactação para 90% da variância. Notar que aqui fizemos testes somente com 5 e 10 neurônios, visto que se tornou impraticável o treinamento de uma rede neural com 15 neurônios, recendo na entrada eventos de dimensão 723. Apesar desta limitação, para 5 e 10 neurônios já se tem uma indicação que um número maior não irá melhorar o desempenho do classificador.

Na Figura 5.16 mostramos as curvas ROC para os três níveis de compactação sobre eventos normalizados sequencialmente. Verificamos que a compactação para

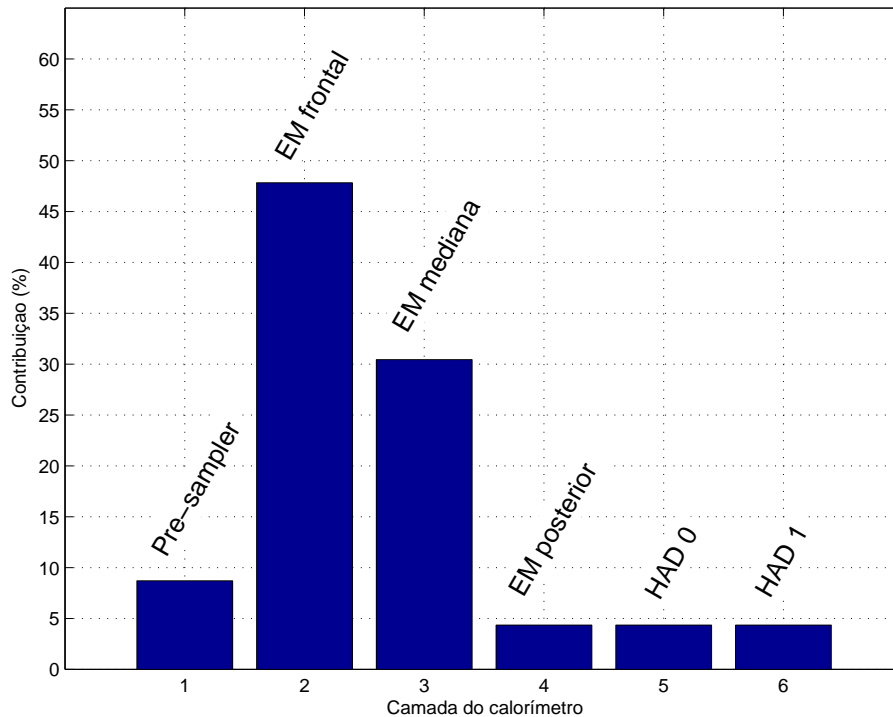


Figura 5.15: Contribuição das camadas na definição das 23 componentes mais relevantes para a classificação.

723 componentes demonstra ser superior somente abaixo de um falso alarme de 4%. Nesta região da ROC, a eficiência para 95% chega a ficar 2% acima da compactação 90%. Entre 4% e 8% de falso alarme, o uso de 723 ou 490 componentes não mostra muita diferença. Estes números demonstram, mesmo que sensivelmente, que existem componentes em 95% que são discriminantes e não estão presentes quando compactamos para 90% da variância do processo. Por esta razão, justifica-se uma análise de relevância sobre as 723 componentes obtidas na menor compactação.

Realizamos análise de relevância, no caso de normalização sequencial, para a compactação de 95% de variância preservada. Para uma melhor visualização, a relevância das 723 componentes é mostrada separadamente nas Figuras 5.17, 5.18, 5.19 e 5.20. A correspondência da numeração das componentes com as camadas é a seguinte: *Pre-sampler* - 1 a 86, EM frontal - 87 a 298, EM mediana - 299 a 560, EM posterior - 561 a 695, HAD 0 - 696 a 712, HAD 1 - 713 a 722 e HAD 2 - 723.

Somente três componentes apresentam relevância acima de 10% da componente mais relevante, as de número 1, 3 e 696. As duas primeiras pertencem ao *pre-sampler*, enquanto a terceira é proveniente da primeira camada hadrônica. Es-

Tabela 5.3: Melhores resultados de classificação para eventos compactados para 85%, 90% e 95% de variância preservada. Eventos formatados em anéis e normalizados sequencialmente.

Variância preservada	Nº de neurônios	SP	Eficiência (%)	Falso Alarme (%)
85%	5	1,75	96,91	5,27
	10	1,74	96,60	5,35
	15	1,76	97,57	5,85
90%	5	1,74	97,04	6,04
	10	1,74	96,11	5,14
	15	1,73	96,21	5,53
95%	5	1,76	96,58	4,82
	10	1,76	96,60	4,66

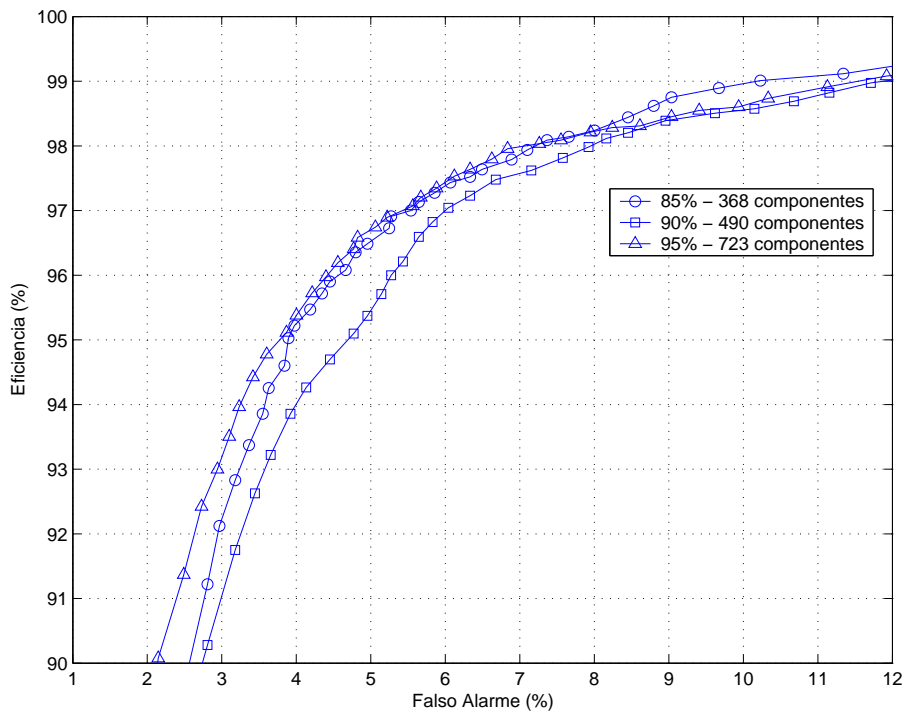


Figura 5.16: Curva ROC para as três taxas de compactação estudadas (85%, 90% e 95% da variância). Normalização sequencial e classificador com 5 neurônios.



tas são as duas primeiras camadas, a partir do ponto de colisão, nos calorímetros eletromagnético e hadrônico.

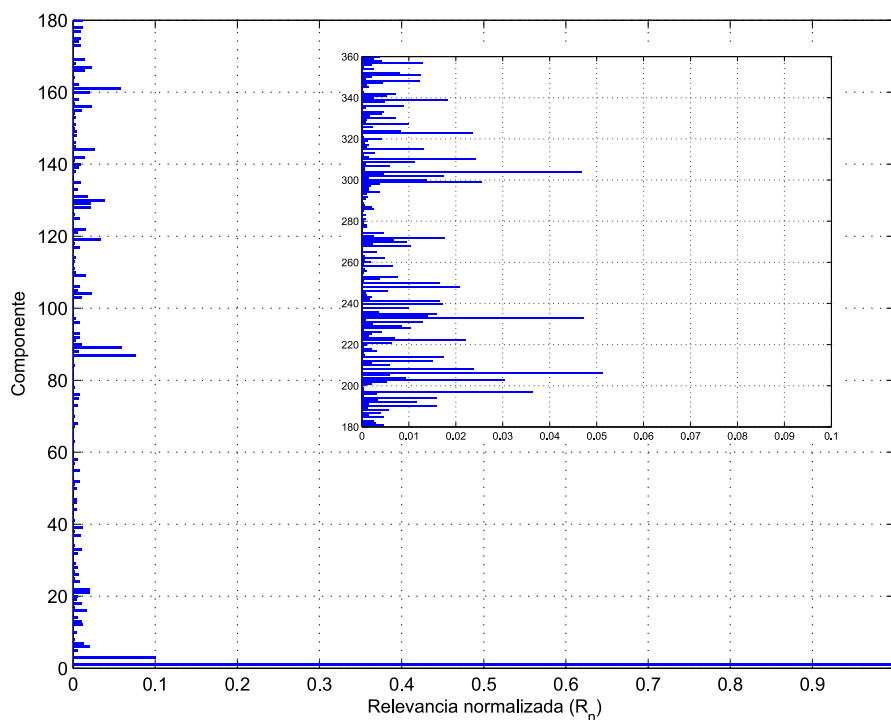


Figura 5.17: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis e compactados por SPCA. Normalização sequencial. Componentes 1 a 180.

Com o objetivo de selecionar um número ótimo de componentes relevantes para a classificação, adotamos o mesmo procedimento realizado na normalização pela energia total. A partir de 6 cortes nas componentes mais relevantes, treinamos o classificador 10 vezes em cada corte, e calculamos o SP médio e seu desvio padrão para cada número de componentes mantidas. Os cortes foram definidos como 0,5%, 0,7%, 1,0%, 2,0%, 3,0% e 4,0% da componente mais relevante, ou seja, somente as componentes que ultrapassam esses valores são mantidas nos eventos de treino. Estes valores definiram o número de componentes em 172, 127, 89, 33, 14 e 9, respectivamente. A Figura 5.21 mostra o SP em função do número de componentes relevantes para a normalização sequencial.

Os resultados indicam que das 723 componentes originais, somente 33 são realmente relevantes para a discriminação. Isto demonstra uma grande quantidade de informação redundante, ou mesmo ruído, na informação obtida pela compactação por PCA.

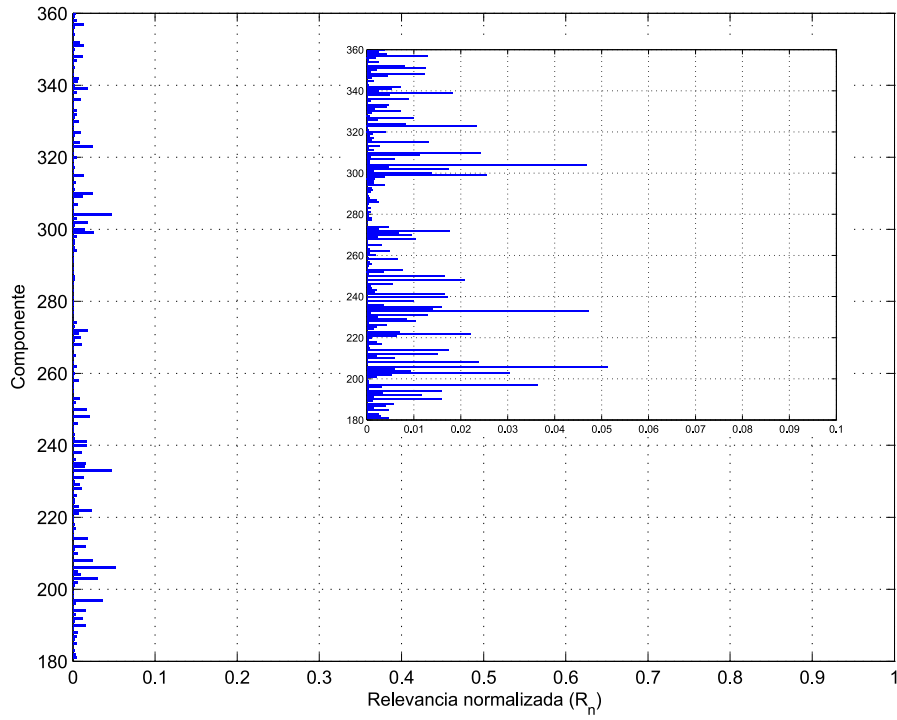


Figura 5.18: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis e compactados por SPCA. Normalização sequencial. Componentes 181 a 360.

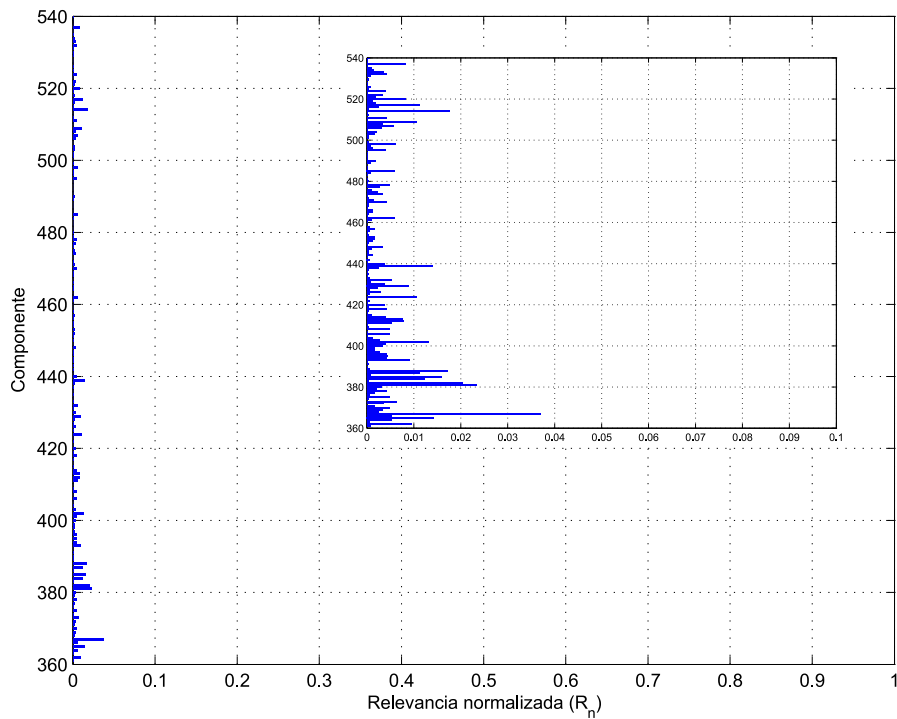


Figura 5.19: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis e compactados por SPCA. Normalização sequencial. Componentes 361 a 540.

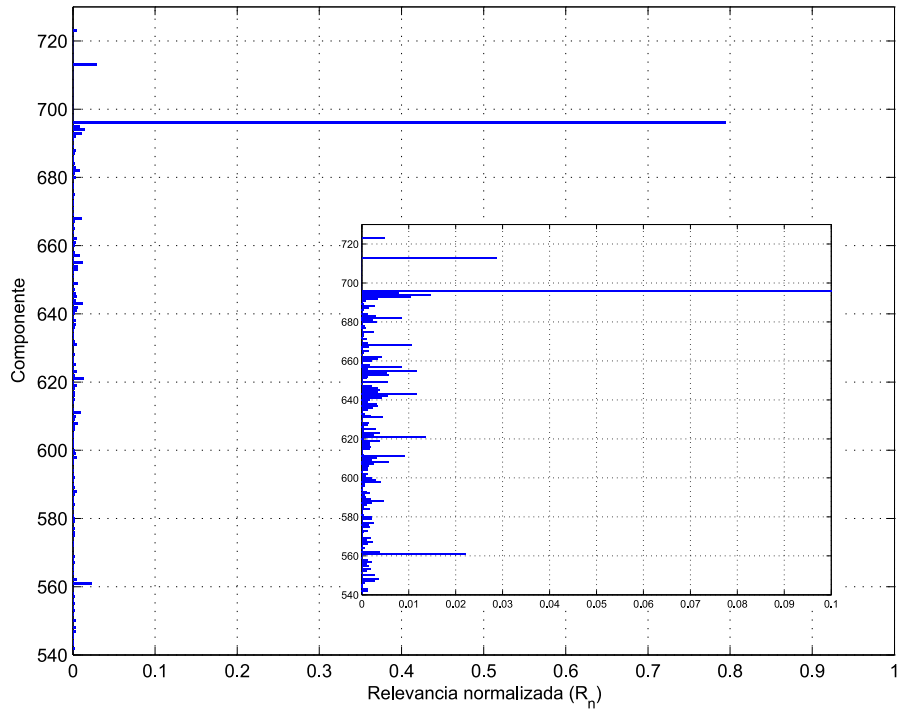


Figura 5.20: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis e compactados por SPCA. Normalização sequencial. Componentes 541 a 723.

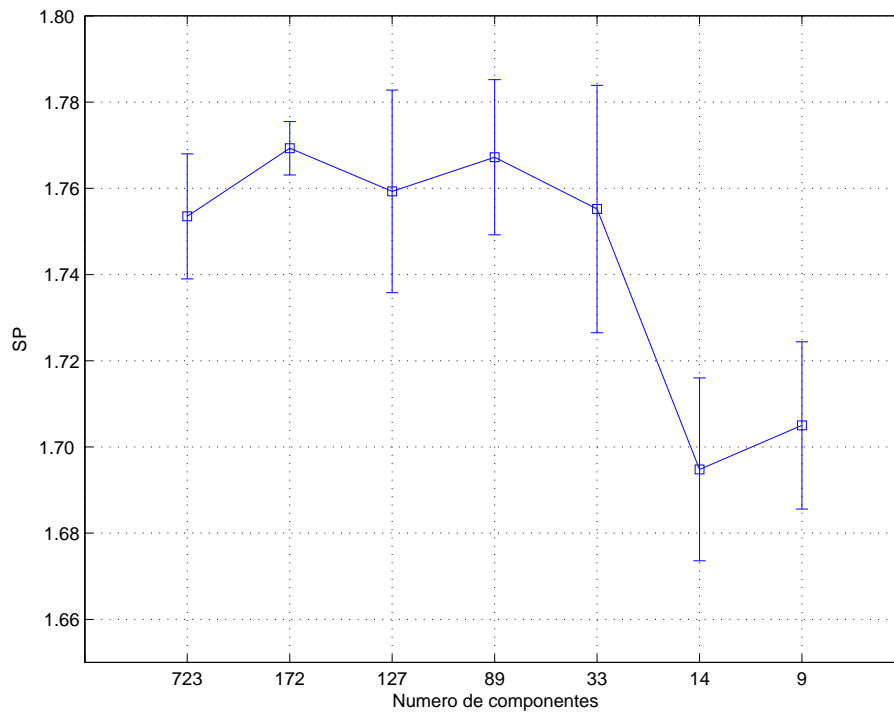


Figura 5.21: Produto SP obtido em função do número de componentes relevantes. Eventos obtidos por SPCA com normalização sequencial.

### 5.3.2.3 Eventos com normalização pela energia total - dimensão 1000

Um último estudo, no caso SPCA, foi realizado adotando-se uma dimensão inicial dos eventos com base em uma região  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,4 \times 0,4$ . Considerando-se a granularidade específica de cada camada, as dimensões ficam então definidas como mostra a Tabela 5.4, resultando em eventos de dimensão total 1000.

Tabela 5.4: Dimensões definidas para cada camada dos calorímetros no caso da região  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,4 \times 0,4$ .

Detector	Camada	Dimensão
Pre-sampler (barril + tampa)	-	64
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	frontal	512
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	mediana	256
Cal. Eletromagnético (barril + tampa)	posterior	128
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	0	16
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	1	16
Cal. Hadrônico (barril + barril estendido)	2	8
<b>Dimensão total do evento formatado</b>		<b>1000</b>

Novamente, foram verificados os resultados para diferentes taxas de compactação. Os melhores resultados de classificação foram obtidos, inicialmente, para uma taxa de compactação onde se mantém 97% da variância do processo. Neste caso, as componentes necessárias por camada são: *Pre-sampler* - 34, EM frontal - 76, EM mediana - 22, EM posterior - 93, HAD 0 - 11, HAD 1 - 7 e HAD 2 - 1. Estes números resultam em um evento compactado de 244 variáveis.

Para um classificador otimizado, com 5 neurônios na camada escondida, a Figura 5.22 ilustra o resultado da análise de relevância das 244 componentes. A componente mais relevante é a primeira componente do calorímetro hadrônico, proveniente da camada mais interna deste calorímetro. Todas as demais componentes relevantes se localizam no calorímetro eletromagnético.

Removendo as componentes pouco relevantes, conforme a Figura 5.22, e treinando 10 vezes o classificador em cada caso, chegamos ao desempenho de classificação mostrado na Figura 5.23. Podemos observar que a retirada das componentes

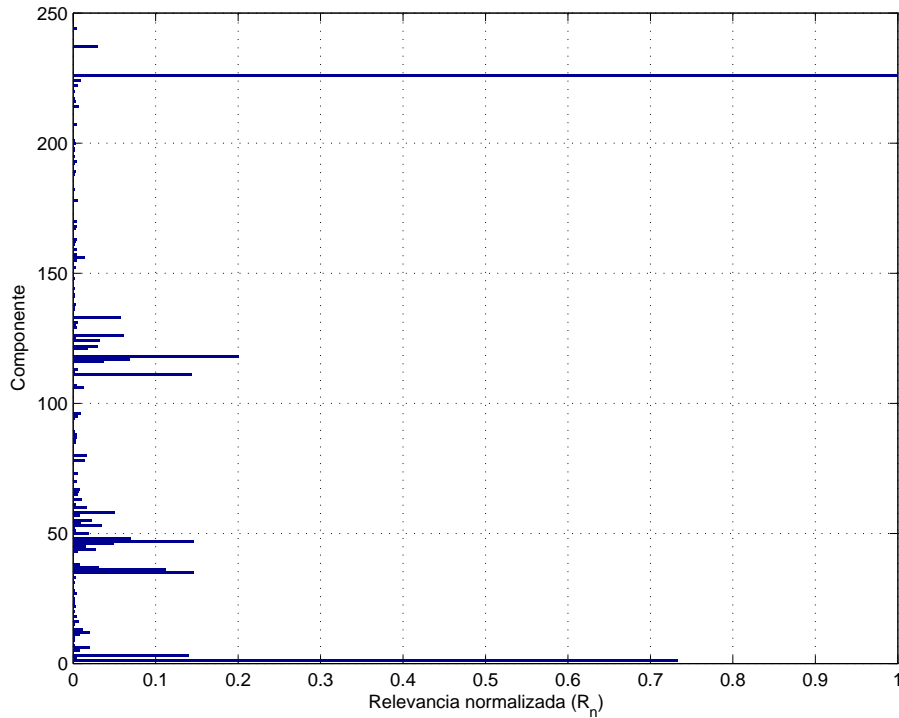


Figura 5.22: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis, com dimensão 1000 e compactados por SPCA com normalização pela energia total.

menos relevantes, até que se mantenha somente 34 componentes, melhora o desempenho do classificador. Portanto, verifica-se novamente que grande parte das componentes derivadas da compactação por SPCA não fornecem informação importante para o classificador. Para esta configuração, concluímos então que o uso de 34 componentes seria o mais recomendado para uma boa separação elétron-jato.

Para resumir os resultados na abordagem segmentada (SPCA), fizemos uma última comparação com três formas de processamento: eventos pré-processados por soma, eventos com dimensão inicial 1633 e normalização pela energia total, e eventos com dimensão inicial 1000 e normalização pela energia total. Realizamos 20 novos treinamentos com as melhores configurações encontradas em cada caso. A Figura 5.24 mostra as melhores curvas ROC obtidas. Estes resultados indicam claramente que o uso das dimensões máximas por camada não se justifica na abordagem de compactação segmentada. A formatação da ROI em eventos com 1000 componentes, ao invés de 1633, fornece inclusive um desempenho sensivelmente superior do classificador.

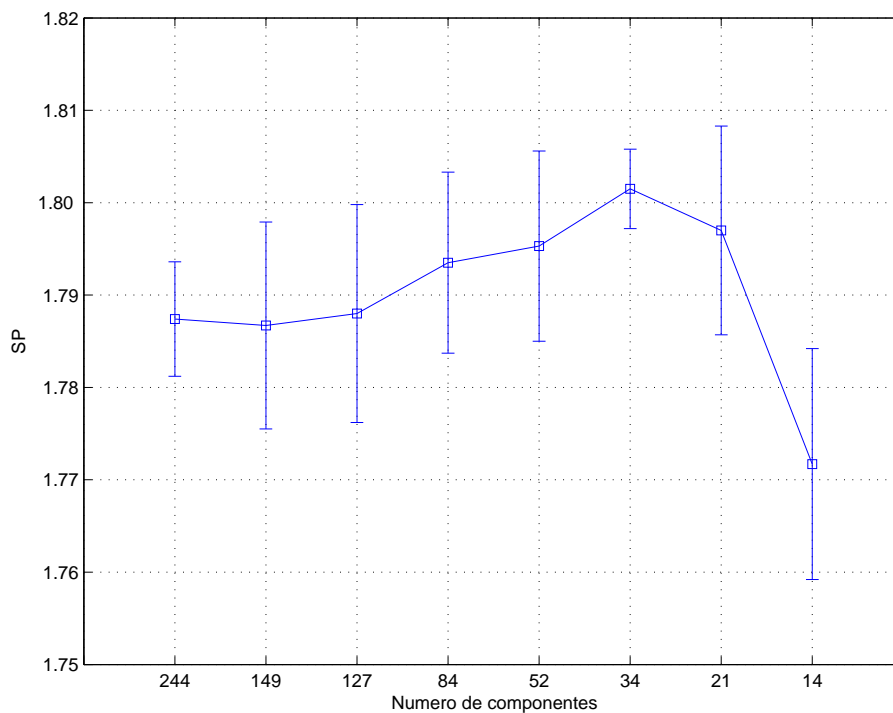


Figura 5.23: Produto SP em função do número de componentes relevantes. Eventos formatados em anéis, com dimensão 1000 e compactados por SPCA com normalização total.

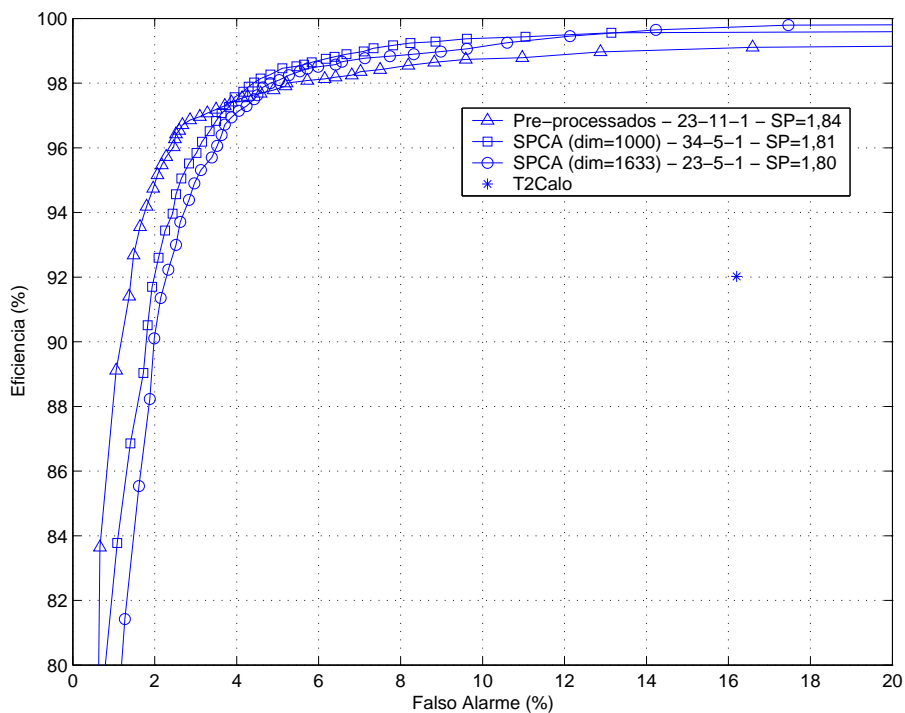


Figura 5.24: Curvas ROC para as melhores configurações na abordagem SPCA.

### 5.3.3 Eventos compactados por PCA não-segmentada

Novamente, com o objetivo inicial de definir o melhor classificador, realizamos uma análise do impacto da compactação na discriminação elétron-jato. Para compactação de 85%, 90% e 95% da variância original, testamos classificadores com 5, 10 e 15 neurônios na camada escondida. Em cada configuração variância-neurônios, a rede foi inicializada e treinada 5 vezes para se levar em conta flutuações.

Uma vez definida a melhor relação compactação-classificação, em função também do número de neurônios, fizemos uma análise de relevância nos eventos compactados para selecionar as componentes mais discriminantes. As duas secções seguintes mostram os resultados deste procedimento para eventos normalizados pela energia total e eventos normalizados sequencialmente.

#### 5.3.3.1 Eventos com normalização pela energia total

Para a primeira análise de otimização do classificador, mostramos na Tabela 5.5 os melhores resultados obtidos, para normalização pela energia total. Examinando os resultados nos três níveis de compactação, podemos concluir que um aumento no número de neurônios de 5 para 15 não tem impacto na capacidade de aprendizado da rede neural. Também podemos concluir que utilizar 85% ou 95% da variância do processo não altera os resultados de classificação. O caso de maior compactação (34 componentes com 85% da variância) foi o que demonstrou melhores resultados, ficando com um SP de 1,80 para as 3 arquiteturas de rede.

Fixando em 5 o número de neurônios no classificador, as curvas ROC para os três níveis de compactação são mostradas na Figura 5.25. Apesar dos resultados parecidos para as 3 taxas de compactação, definimos por realizar uma análise de relevância para o caso menos compactado (95% da variância). Isto nos possibilita meios de melhor explorar toda a informação disponível para o problema, visto que a dimensão original já é reduzida. Fizemos, portanto, uma análise das 143 componentes projetadas.

Inicialmente, verificamos que a segunda componente mais energética apresenta relevância muito superior em relação a todas as outras. Por outro lado, também percebemos que as componentes mais relevantes não são somente aquelas com maior quantidade de energia, ou seja, as primeiras. Das 10 componentes

Tabela 5.5: Melhores resultados de classificação para eventos compactados para 85%, 90% e 95% de variância preservada. Abordagem não-segmentada, com eventos formatados em anéis e normalização pela energia total.

Variância preservada	Nº de neurônios	SP	Eficiência (%)	Falso Alarme (%)
85%	5	1,80	97,03	3,86
	10	1,80	97,51	4,34
	15	1,80	97,22	4,08
90%	5	1,78	97,70	5,11
	10	1,80	96,81	3,68
	15	1,79	97,48	4,71
95%	5	1,79	97,32	4,23
	10	1,78	97,14	4,47
	15	1,80	97,42	4,18

mais relevantes, apenas 4 estão entre as 10 primeiras. As outras 6 estão espalhadas nas demais componentes menos energéticas. Fazendo cortes por relevância em 0,10%, 0,25%, 0,50% e 1,00% da relevância máxima, chegamos a 74, 40, 21 e 8 componentes, respectivamente. A Figura 5.27 mostra a evolução do produto SP para 10 treinamentos do classificador. A barra de erro é dada pelo desvio padrão do SP nos 10 treinamentos.

Examinando a Figura 5.27, verificamos que a remoção de qualquer componente, das 143 originais, causa queda significativa do desempenho do classificador neural. Isto indica que a PCA aplicada de forma não-segmentada, além de extrair características não-correlacionadas das camadas agrupadas, forma uma base mínima de informação necessária para a discriminação elétron-jato.

### 5.3.3.2 Eventos com normalização sequencial

A Tabela 5.6 exhibe os melhores resultados obtidos, na normalização sequencial, para diferentes taxas de compactação das ROI formatadas. Observando os resultados, podemos concluir novamente que um aumento no número de neurônios não tem impacto na capacidade de aprendizado do classificador. Outra observação é



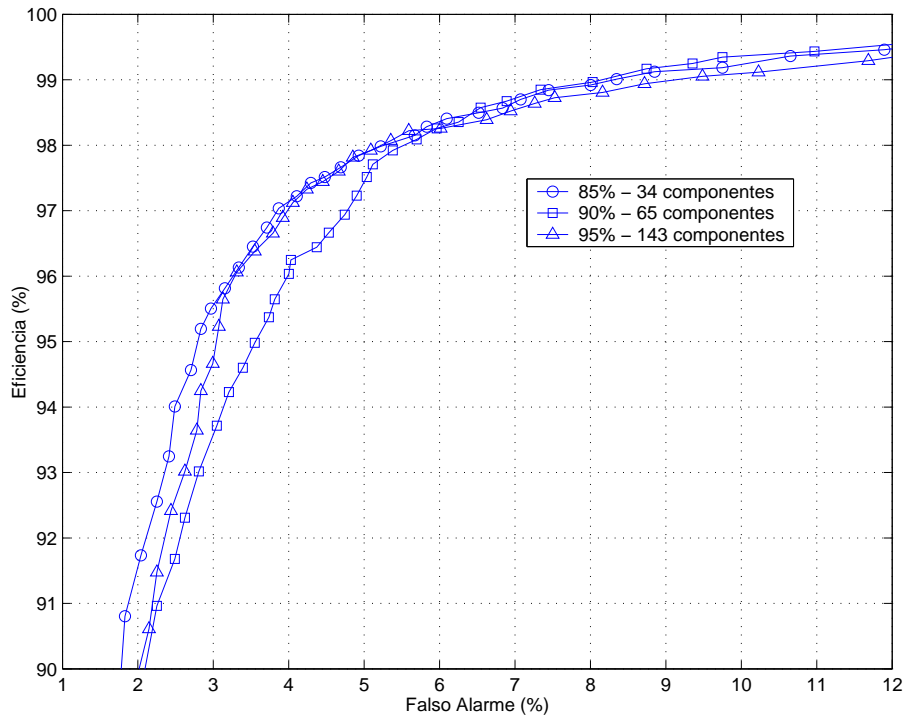


Figura 5.25: Curva ROC para as três taxas de compactação estudadas (85%, 90% e 95% da variância). Normalização pela energia total e classificador com 5 neurônios.

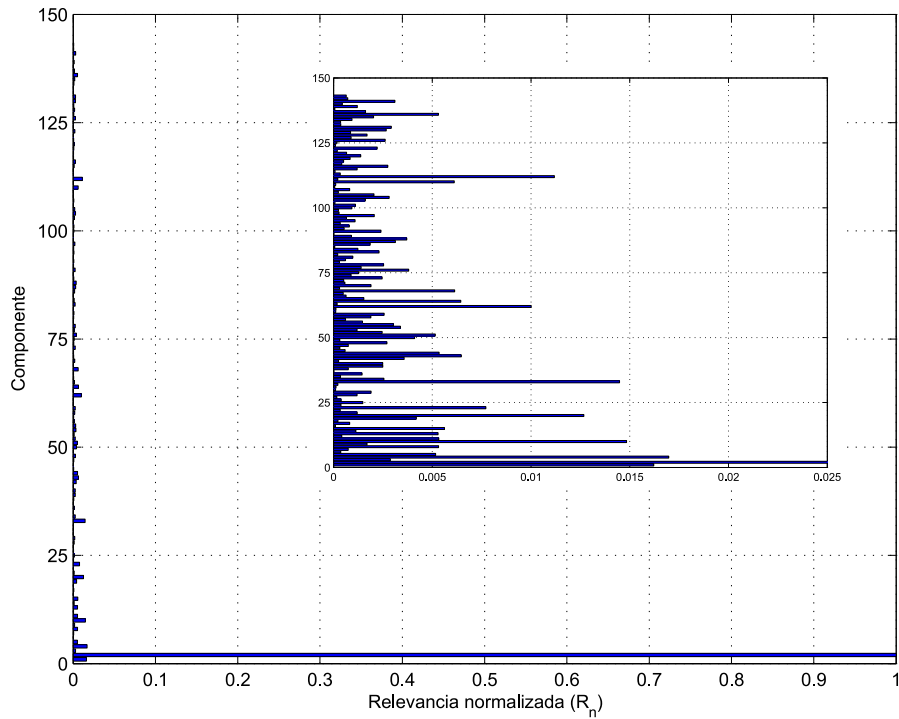


Figura 5.26: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis e compactados por PCA. Abordagem não-segmentada e normalização pela energia total.

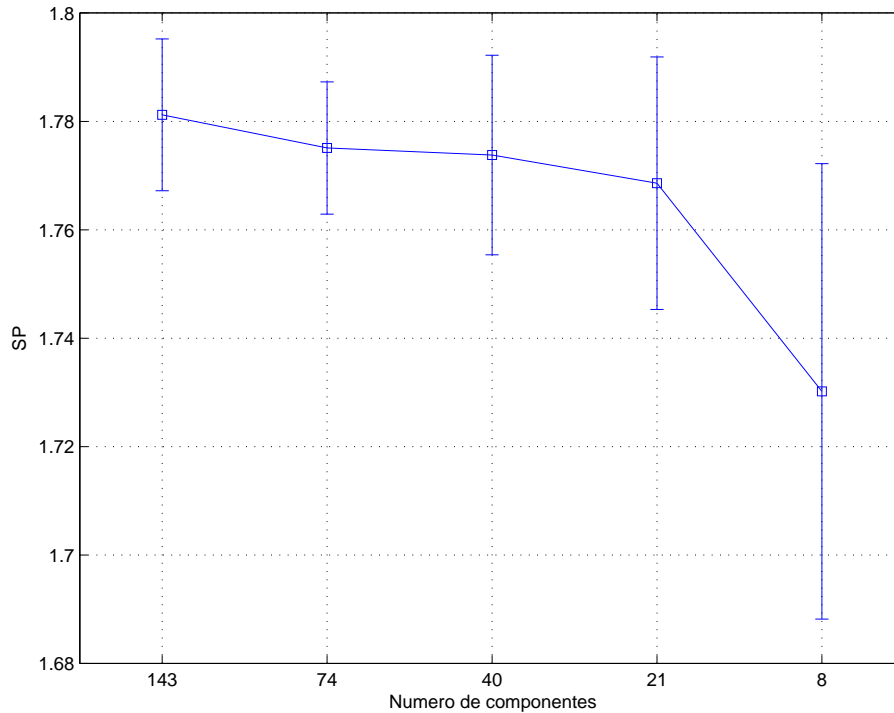


Figura 5.27: Produto SP obtido em função do número de componentes relevantes. Eventos obtidos por PCA não-segmentada, com normalização pela energia total.

que para 95% da variância do processo os resultados pioram, indicando um excesso de informação que tende a confundir a rede neural. Entre 85% e 90% não se observa muita diferença nos valores do produto SP.

Após definir a melhor relação compactação-classificação, que ficou em 90% da variância do processo, analisamos a relevância das 270 componentes de entrada do classificador. Adotamos 10 neurônios como um número ótimo para o classificador neste caso. A Figura 5.28 mostra a relevância das componentes 1 a 135, enquanto a Figura 5.29 mostra das componentes 136 a 270.

Removendo componentes pela análise de relevância, chegamos aos resultados da Figura 5.30. Apesar dos grandes desvios apresentados para cada número de componentes, podemos dizer que 85 componentes é uma escolha razoável para otimizar a classificação nesta abordagem. Ou seja, das 270 componentes originais obtidas pela PCA não-segmentada sobre as ROI, cerca de 200 componentes são pouco relevantes para a classificação dos eventos.

Para concluir os resultados de classificação na abordagem não segmentada, fizemos novamente uma comparação das três formas de processamento dos eventos.

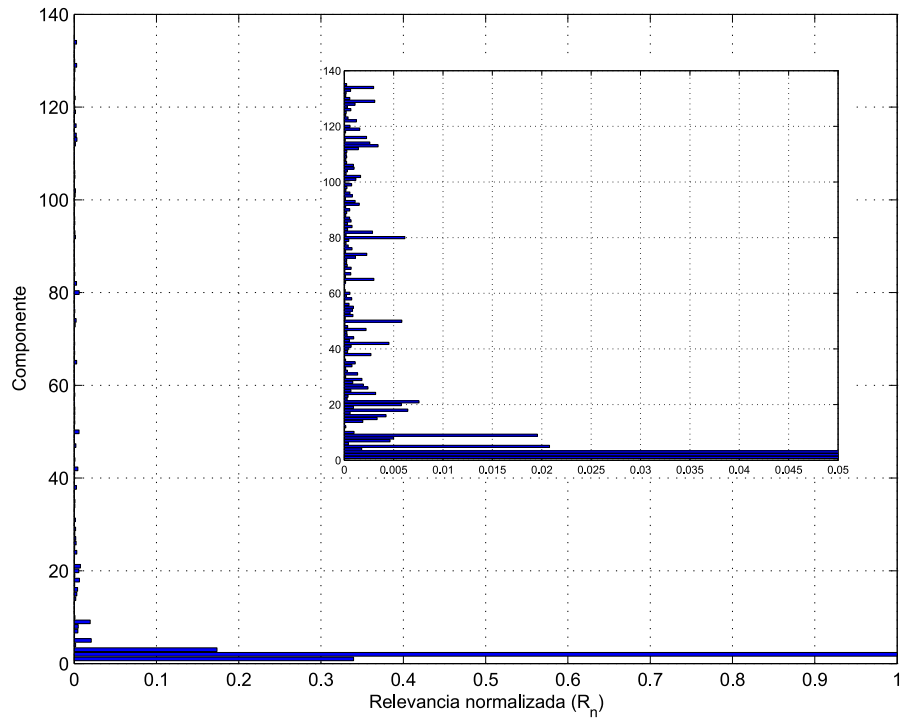


Figura 5.28: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis, com abordagem PCA não-segmentada e normalização sequencial. Componentes 1 a 135.

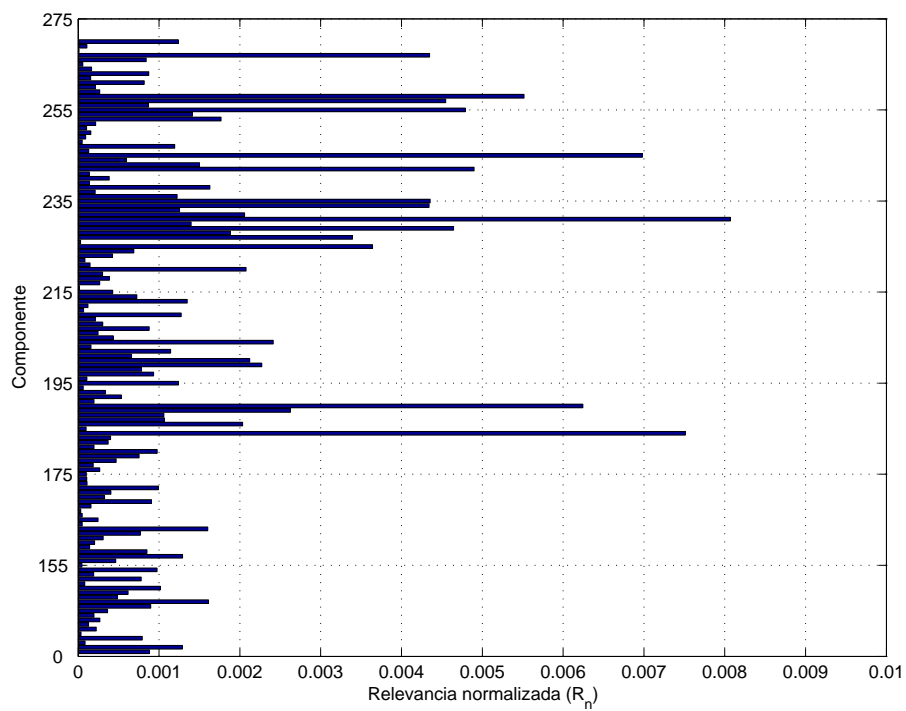


Figura 5.29: Relevância normalizada para eventos formatados em anéis, com abordagem PCA não-segmentada e normalização sequencial. Componentes 136 a 270.

Tabela 5.6: Melhores resultados de classificação para eventos compactados para 85%, 90% e 95% de variância preservada. Abordagem não-segmentada, com eventos formatados em anéis e normalizados sequencialmente.

<b>Variância preservada</b>	<b>Nº de neurônios</b>	<b>SP</b>	<b>Eficiência (%)</b>	<b>Falso Alarme (%)</b>
85%	5	1,80	98,02	4,79
	10	1,80	98,08	4,84
	15	1,80	97,76	4,31
90%	5	1,80	97,63	4,34
	10	1,81	97,36	3,76
	15	1,80	97,23	4,08
95%	5	1,78	97,29	4,79
	10	1,78	97,19	4,66
	15	1,78	97,06	4,63

Foram realizados 20 novos treinamentos com as melhores configurações encontradas em cada caso, que são:

- Eventos pré-processados: 46 componentes e 7 neurônios.
- Normalização por energia total: 143 componentes e 5 neurônios.
- Normalização sequencial: 85 componentes e 10 neurônios.

As melhores ROC são mostradas na Figura 5.31.

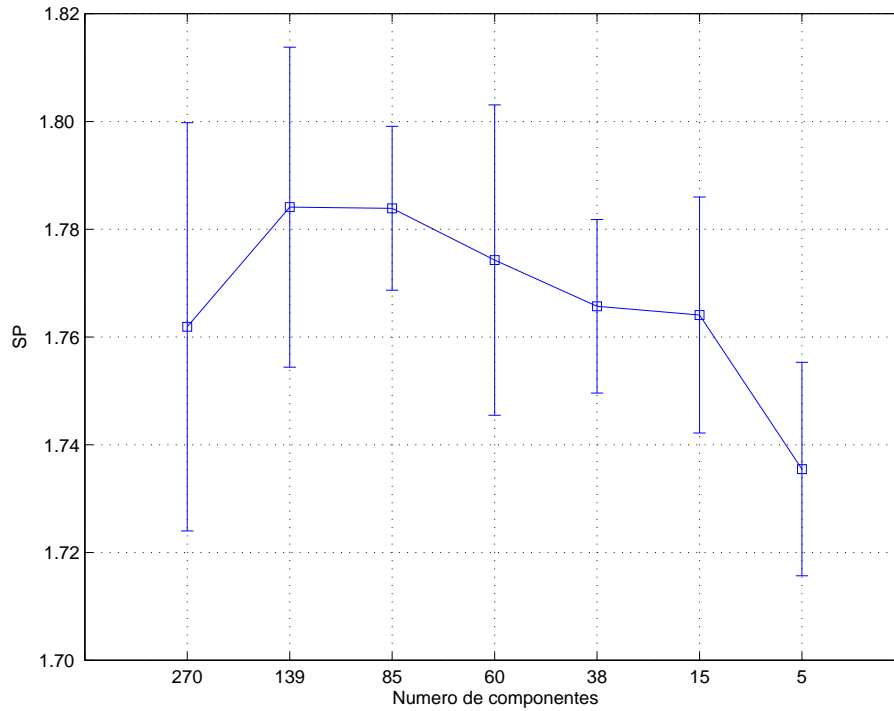


Figura 5.30: Produto SP obtido em função do número de componentes relevantes. Eventos obtidos por PCA não-segmentada, com normalização sequencial.

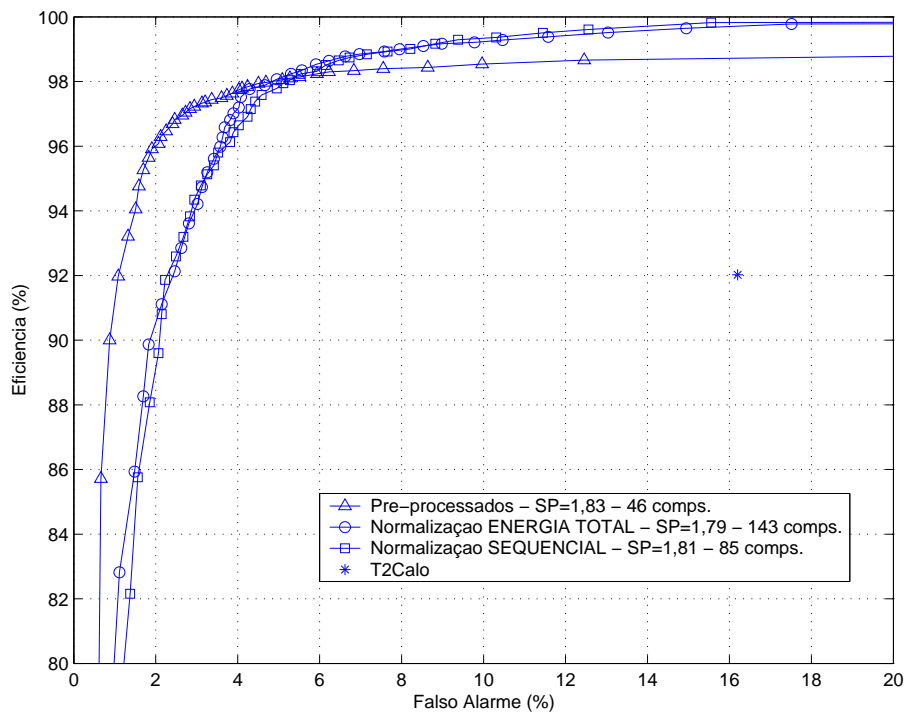


Figura 5.31: Melhores curvas ROC para as três configurações analisadas na abordagem PCA não-segmentada.

# Capítulo 6

## Conclusões e Perspectivas

Este trabalho está inserido no sistema de filtragem do experimento ATLAS, localizado no CERN, o maior laboratório europeu em física de partículas. Os principais objetivos do trabalho foram:

- Desenvolvimento de um sistema de monitoração *online* para o primeiro nível de filtragem.
- Estudo e análise da compactação de eventos resultantes das colisões, no segundo nível.
- Estudo e análise da classificação, no canal elétron-jato, para eventos compactados no segundo nível.

O projeto, implementação e teste do sistema de monitoração transcorreu no CERN, em colaboração com a equipe de pesquisadores do Nível 1 de filtragem do ATLAS. O estudo e análise nas áreas de compactação e classificação no Nível 2 foram realizados no Brasil, utilizando uma base de dados com eventos simulados no CERN. Estes estudos se concentraram na informação de calorimetria do ATLAS, que será responsável pela maior parte do programa científico do experimento. Para a etapa de compactação, foi estudado o uso de Análise de Componentes Principais, uma técnica robusta e empregada com sucesso em várias áreas de processamento estatístico de sinais. Para a discriminação de eventos compactados de elétrons e jatos, optamos pelo uso de redes neurais.

O sistema de monitoração desenvolvido faz parte do Processador Central de *Trigger* (CTP) no Nível 1, e tem como propósito monitorar até 160 sinais de

filtragem a uma taxa de 40 MHz. Estes sinais são provenientes de dois grandes sub-sistemas do ATLAS: Filtro do Calorímetro e Filtro do Múon. Um dos grandes desafios deste trabalho está na relação quantidade de sinais versus taxa de atualização, que representa uma banda total de 800 *MBytes/s*. Um segundo desafio é a necessidade de que a monitoração seja realizada pacote a pacote de partículas, ou seja, seja possível monitorar um sinal de *trigger*, para cada um dos 3564 pacotes de prótons do LHC. Para alcançar os requisitos necessários, o sistema de monitoração utiliza um barramento dedicado para a recepção dos sinais, dispositivos de alta densidade/velocidade (FPGA e FIFO), e processamento *pipeline* da informação. São implementadas 160 células de histogramação, distribuídas em 4 FPGA de alto desempenho. Outra característica importante do sistema é a possibilidade de leitura dos resultados da monitoração sem que ocorra interrupção do processo de monitoração. Os resultados *online* produzidos pelo sistema de monitoração irão permitir aos controladores do experimento (pesquisadores e engenheiros) extrair parâmetros importantes como a taxa de eventos aceitos no Nível 1, a luminosidade do feixe, a identificação de possíveis pacotes de partículas com problemas, ou canais de filtragem com problemas. Análises mais avançadas também poderão utilizar os resultados de monitoração para validar os eventos selecionados pelo Nível 2.

Durante o projeto do sistema de monitoração diversas simulações foram realizadas, tanto no nível interno das FPGA, como no nível do módulo, visando a verificação funcional e temporal dos circuitos. Inicialmente, um primeiro protótipo do sistema foi concluído, com 1/4 da capacidade total do projeto, podendo monitorar 40 sinais de filtragem. Após testes realizados em laboratório, incluindo testes de comunicação com outros módulos do CTP, o protótipo foi integrado ao CTP, e ao Nível 1 de filtragem, para verificação através de um teste integrado (*combined testbeam*) com partículas, onde parte do Nível 1 estava presente. O sistema funcionou conforme o esperado e resultados da monitoração foram obtidos em dois dias do teste integrado, confirmando com êxito a funcionalidade do projeto.

Um segundo objetivo do trabalho foi a implementação e análise de algoritmos na compactação de eventos simulados, dos Calorímetros Eletromagnético e Hadrônico, do ATLAS. A informação de regiões de interesse selecionadas pelo Nível 1 é compactada e enviada para redes neurais que realizam a classificação dos eventos,

no canal de interesse elétron-jato. Utilizamos a técnica estatística Análise de Componentes Principais para a compactação, e redes neurais *feedforward*, com treinamento *backpropagation*, para a classificação. Devido à alta segmentação do ambiente de calorimetria do ATLAS, testamos uma abordagem de compactação segmentada, onde a extração de características opera sobre cada camada dos calorímetros separadamente.

Com o objetivo de explorar também o padrão de deposição de energia deixado por elétrons e jatos, foi testado um pré-processamento topológico aplicado antes da compactação por PCA. A partir da célula com maior energia depositada, células de anéis concêntricos são somadas para formar uma única variável num novo espaço de dimensão reduzida.

Diversos testes foram realizados tanto na etapa de compactação, como na classificação dos eventos. Demonstramos que o pré-processamento topológico em conjunto com a compactação por PCA alcançou os melhores resultados de eficiência na detecção de elétrons versus falso alarme. Após uma análise de relevância nas componentes dos eventos compactados, alcançamos uma eficiência de 96,89% na detecção de elétrons, para um falso alarme de 2,49%, na abordagem não-segmentada. Este resultado foi atingido para eventos compactados em 46 variáveis, partindo-se de uma dimensão original de 1633 células dos calorímetros. A classificação foi realizada por uma rede neural de 7 neurônios na camada escondida. Portanto, foi demonstrada a grande capacidade de compactação da PCA, juntamente com sua excelente extração de características importantes para a separação das classes elétron e jato.

Na abordagem segmentada do problema, alcançamos uma eficiência de 97,25% na detecção de elétrons, para um falso alarme de 2,52%. Isto para eventos de dimensão 23 e um classificador com 11 neurônios.

Comparando-se a compactação segmentada com a não-segmentada, verificamos uma pequena vantagem na abordagem segmentada do problema, onde extrai-se características de cada camada dos calorímetros. A proposta segmentada também permitiu o uso de um número menor de componentes discriminatórias e de neurônios no classificador. Além destes resultados, deve-se ressaltar que a proposta segmentada permite um ajuste fino por segmento da calorimetria, o que permite maior



controle da física envolvida.

Em uma última análise, verificamos a possibilidade de uma redução na dimensão original de formatação da ROI, na abordagem segmentada. Ao invés de utilizarmos as dimensões máximas por camada, definimos as dimensões em função de uma região  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0,4 \times 0,4$  em cada camada. Os resultados se mostraram equivalentes aos da proposta inicial. Foi alcançada uma eficiência na detecção de elétrons de 97,56%, para um falso alarme de 3,94%. Isto foi obtido para eventos compactados com 34 componentes e um classificador com 5 neurônios na camada escondida.

Os resultados apresentados neste trabalho, para as abordagens não-segmentada e segmentada, superam o desempenho do algoritmo de discriminação adotado atualmente no CERN, o T2Calo.

### **Perspectivas**

Uma primeira perspectiva para trabalho é um estudo mais avançado da normalização sequencial aplicada aos eventos formatados. Em geral, os resultados apresentados não indicaram vantagem em utilizar-se uma normalização diferenciada sobre as células de uma mesma ROI. Porém, algumas variações da metodologia de normalização sequencial podem ser tentadas visando melhores resultados no classificador.

Outra tarefa a ser realizada é o cálculo mais rigoroso do tempo de execução do processamento proposto quando implementado *online*. Estudos iniciais demonstram que, para as configurações ótimas encontradas, o tempo de processamento de todas as etapas - formatação, normalização, projeção e classificação - fica abaixo da latência do Nível 2 de filtragem. Isto é um requisito indispensável para a adoção do processamento aqui proposto no experimento ATLAS.

# Bibliografia

- [1] ATLAS, *Technical Proposal*. CERN/LHCC/94-43, 1994.
- [2] GONZALEZ, S., HANSL-KOZANECKA, T., WIELERS, M., *Selection of high- $p_T$  electromagnetic clusters by the level-2 trigger of ATLAS*. ATLAS-DAQ-2000-002, 2000.
- [3] WILLIAMS, W. S. C., *Nuclear and Particle Physics*. Oxford University Press, 1991.
- [4] FRAUENFELDER, H., HENLEY, E. M., *Subatomic Physics*. Prentice Hall, 1991.
- [5] DAS, A., FERBEL, T., *Introduction to Nuclear and Particle Physics*. John Wiley and Sons, 2003.
- [6] EDWARDS, D. A., SYPHERS, M. J., *An Introduction to the Physics of High Energy Accelerators*. Wiley-Interscience, 1992.
- [7] NEEMAN, Y., KIRSH, Y., *The Particle Hunters*. 2 ed. Cambridge University Press, 1996.
- [8] COTTINGHAM, W. N., GREENWOOD, D. A., *An Introduction to the Standard Model of Particle Physics*. Cambridge University Press, 1998.
- [9] <http://www.cern.ch>.
- [10] <http://www.cern.ch/lhc>.
- [11] <http://ab-div.web.cern.ch/ab-div/Publications/LHC-DesignReport.html>, acessado em Outubro/2006.

- [12] <http://www.cern.ch/atlas>.
- [13] ATLAS, *Inner Detector*. Technical Design Report, Volume I, CERN/LHCC/97-16, 1997.
- [14] ATLAS, *Calorimeter Performance*. Technical Design Report, CERN/LHCC/96-40, 1997.
- [15] ATLAS, *Tile Calorimeter*. Technical Design Report, CERN/LHCC/96-42, 1996.
- [16] ATLAS, *Muon Spectrometer*. Technical Design Report, CERN/LHCC/97-22, 1997.
- [17] ATLAS, *Level-1 Trigger*. Technical Design Report, ATLAS TDR-12, 1998.
- [18] ATLAS, *ATLAS High-Level Triggers, DAQ and DCS*. Technical Proposal, CERN/LHCC/2000-17, 2000.
- [19] ATLAS, *ATLAS High-Level Trigger, Data Acquisition and Controls*. Technical Design Report, ATLAS TDR-016, 2003.
- [20] PERKINS, D. H., *Introduction to High Energy Physics*. Addison-Wesley, 1987.
- [21] ATLAS, *Level-1 Calorimeter Trigger - User Requirements Document*. ATLAS Working Document, ATL-DA-ES-0001, 1998.
- [22] ATLAS, *Liquid Argon Calorimeter*. Technical Design Report, CERN/LHCC/96-41, 1996.
- [23] ATLAS, *Level-1 Muon Trigger - User Requirements Document*. ATLAS Working Document, ATL-DA-ES-0002, 2002.
- [24] SCHULER, G., *The ATLAS Level-1 Central Trigger Processor - architecture*. ATLAS Internal Note, ATL-DA-ER-0017, 2003.
- [25] ATLAS, *Detector and Physics Performance*. Technical Design Report, CERN/LHCC/99-014 and 99-015, 1999.

- [26] ARMSTRONG, S., BAINES, J. T., BEE, C. P., *et al.*, “Algorithms for the ATLAS High-Level Trigger”, *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 51, 2004.
- [27] WIGMANS, R., *Calorimetry - Energy Measurement in Particle Physics*. Oxford University Press, 2000.
- [28] ATLAS, *Specification of the Interface between the Level-1 Calorimeter Trigger and the Level-1 Central Trigger Processor*. ATLAS Internal Note, ATL-DA-ES-0032, 2004.
- [29] IEEE, *IEEE Std 1076-2002 - VHDL Language Reference Manual*, 2002.
- [30] ASHENDEN, P. J., *The Designer’s Guide to VHDL*. Academic Press, 2ª edição, 2002.
- [31] <http://www.ti.com>.
- [32] PARKER, K. P., *The Boundary-Scan Handbook*. Springer, 3ª edição, 2005.
- [33] *American National Standard for VME64 - ANSI/VITA 1-1994*. VMEbus International Trade Association, 1994.
- [34] *American National Standard for VME64 Extensions - ANSI/VITA 1.1-1997*. VMEbus International Trade Association, 1997.
- [35] <http://www.altera.com>.
- [36] <http://www.cadence.com>.
- [37] WIGMANS, R., “Sampling Calorimetry”, *Nucl. Instr. and Meth. A*, v. 494, pp. 277–287, 2002.
- [38] VASSALI, M. R., SEIXAS, J. M. D., “Principal Component Analysis for neutral electron/jet discrimination in highly segmented calorimeters”, *Proceedings of the VII International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research*, , 2000.

- [39] BANNOUR, S., AZIMI-SADJADI, M. R., “Principal component extraction using recursive least squares learning”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 6, pp. 457–469, 1995.
- [40] KRAMER, M. A., “Nonlinear Principal Component Analysis using autoassociative neural networks”, *AIChE Journal*, v. 37, pp. 233–243, 1991.
- [41] HSIEH, W. W., *Nonlinear multivariate and time series analysis by neural network methods*. Review of Geophysics, 2003.
- [42] SAEGUSA, R., SAKANO, H., HASHIMOTO, S., *Nonlinear principal component analysis to preserve the order of principal components*. Neurocomputing, 2004.
- [43] <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/SOFTWARE/OO/Development/>, acessado em Setembro/2006.
- [44] DOS ANJOS, A., SEIXAS, J. M. D., “Neural particle discrimination for triggering interesting physics channels with calorimetry data”, *Nucl. Instr. and Meth. A*, v. 502, pp. 713–715, 2003.
- [45] GONZALEZ, S., PINEIRO, B. G., SHEARS, T., *First implementation of calorimeter FEX algorithms in the level 2 reference software*. ATL-DAQ-2000-020, 2000.
- [46] SHEARS, T., GONZALEZ, S., *Further studies and optimization of the level 2 electron/photon FEX algorithm*. ATLAS-DAQ-2000-002, 2000.
- [47] JOLLIFFE, I. T., *Principal Component Analysis*. Springer, 2ª edição, 2002.
- [48] JACKSON, J. E., *A User’s Guide to Principal Components*. Wiley-Interscience, 2ª edição, 2003.
- [49] MARDIA, K., KENT, J., BIBBY, J., *Multivariate Analysis*. Academic Press, 1980.
- [50] GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E., *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, 1992.

- [51] OJA, E., *Neural Networks, principal components, and subspaces*. International Journal of Neural Systems, 1(1):61:68, 1989.
- [52] DOS ANJOS, A., *Sistema Neuronal Rápido de Decisão baseado em Calorimetria de Altas Energias*. Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, 2001.
- [53] HAYKIN, S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 2ª edição, 1998.
- [54] BISHOP, C. M., *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, 1996.
- [55] DOS ANJOS, A., TORRES, R. C., SEIXAS, J. M. D., *et al.*, “Neural triggering system operating on high resolution calorimetry information”, *Nucl. Instr. and Meth. A*, v. 559, pp. 134–138, 2006.
- [56] WASSERMAN, P. D., *Neural Computing: Theory and Practice*. Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [57] NGUYEN, D., WIDROW, B., *Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights*. International Joint Conference on Neural Networks, vol.3, 1990.
- [58] RIEDMILLER, M., BRAUN, H., *A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm*. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1993.
- [59] VAN TREES, H. L., *Detection, Estimation and Modulation Theory, Part I*. Wiley-Interscience, Reprint Ed., 2001.
- [60] SILVA, P. V. M. D., SEIXAS, J. M. D., “Principal curves for identifying outsiders in experimental tests with calorimeters”, *Nucl. Instr. and Meth. A*, v. 502, pp. 781–783, 2003.
- [61] RAMOS, R., SEIXAS, J. M. D., CERQUEIRA, A. S., “A matched filter system for muon detection with Tilecal”, *Nucl. Instr. and Meth. A*, v. 534, pp. 165–169, 2004.
- [62] WIDROW, B., STEARNS, S., *Adaptive Signal Processing*. Prentice Hall, 1985.

[63] OJA, E., *Subspace methods of pattern recognition*. John Wiley and Sons, 1983.

# Apêndice A

## Dimensões e coordenadas do detector ATLAS

O detector do experimento ATLAS é composto basicamente de magnetos (solenóides e toróides) e subdetectores específicos (Detector de trajetória, Calorímetro Eletromagnético, Calorímetro Hadrônico e Detector de Múon), como ilustra a Figura A.1.

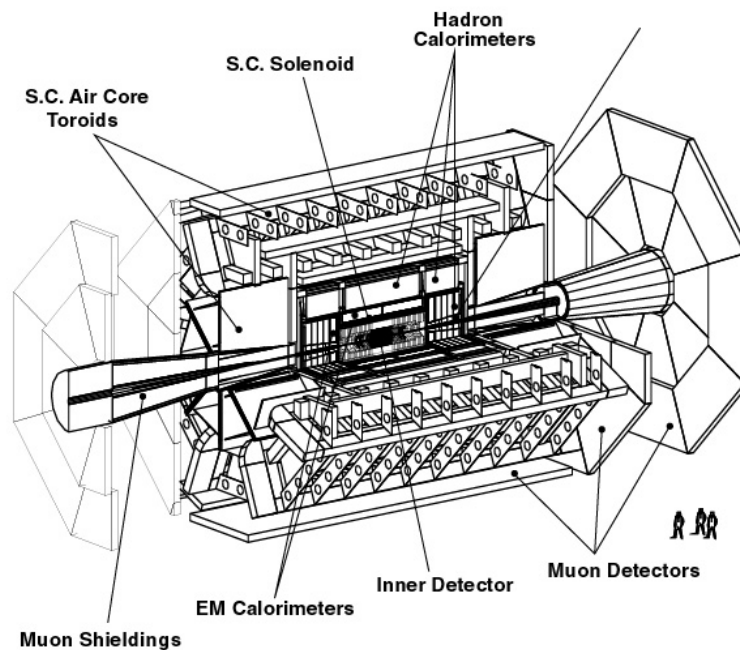


Figura A.1: Detector ATLAS e seus principais componentes.



Os magnetos compreendem um solenóide supercondutor (*S.C. Solenoid*), localizado em torno da cavidade mais interna do detector, e grandes toróides supercondutores (*S.C. Air Core Toroids*), formados por vários enrolamentos independentes.

Os Detectores de Múon definem as dimensões totais do ATLAS. As câmaras mais externas do barril estão a um raio de aproximadamente 11 m. O comprimento do barril toróide é de 13 m, a partir do centro do detector, enquanto a terceira camada das câmaras de Múons está localizada a 21 m do ponto de interação. Em resumo, o comprimento total do detector é de 42 m, e seu peso é de aproximadamente 7000 toneladas.

O sistema de coordenadas do ATLAS utiliza três parâmetros para definir a posição dos eventos ocorridos no detector. Estes parâmetros são a pseudorapidez ( $\eta$ ), o ângulo azimutal ( $\phi$ ) e a coordenada  $z$ . A Figura A.2 ilustra um corte transversal do Calorímetro Eletromagnético.

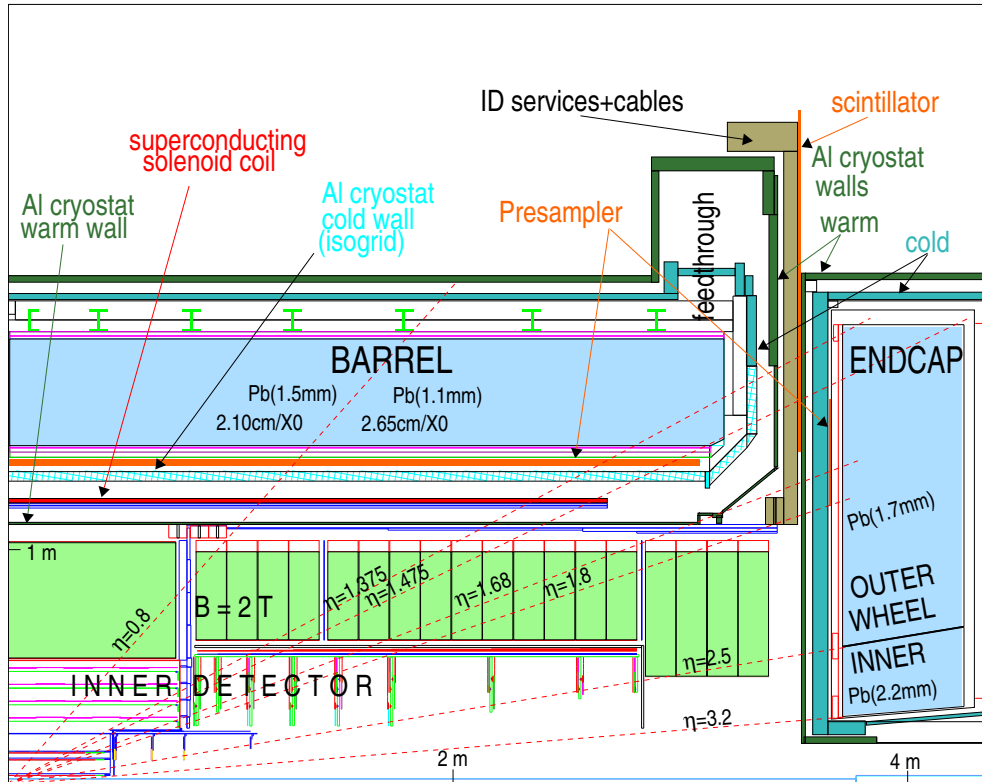


Figura A.2: Corte transversal do Calorímetro Eletromagnético. Extraído de [14].

Como mostrado na Figura A.2, a pseudorapidez ( $\eta$ ) é a inclinação (ângulo) de incidência da partícula em relação a um eixo perpendicular à superfície onde está apoiado o detector. Como este eixo é definido no centro de interação das partículas,

a pseudorapidez pode assumir valores negativos ou positivos. A Figura A.2 mostra somente o lado do detector com valores positivos de  $\eta$ . Como também podemos observar na figura, o sistema de calorimetria cobre uma faixa de pseudorapidez de  $|\eta| < 3,2$ . O ângulo azimutal ( $\phi$ ), que pode variar de 0 a  $2\pi$ , é definido como mostra o sistema de coordenadas da Figura A.3, onde também estão mostradas as outras duas coordenadas,  $\eta$  e  $z$ .

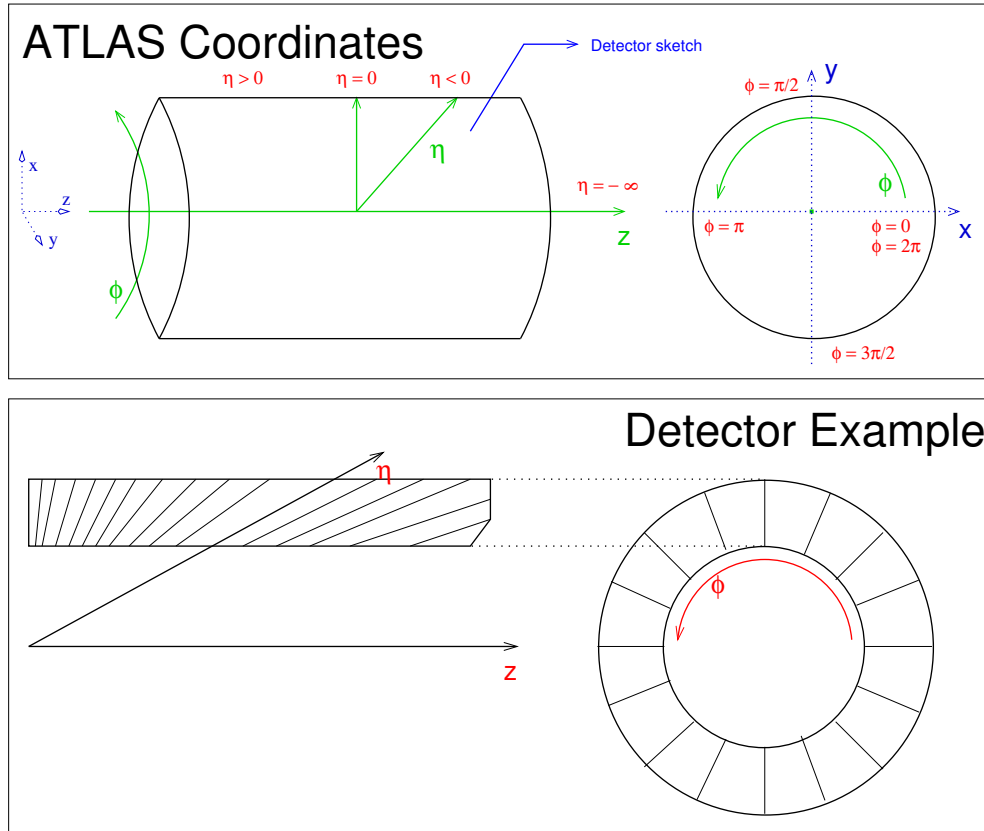


Figura A.3: Sistema de coordenadas do detector ATLAS.

As transformações não-lineares que definem as coordenadas  $\eta$  e  $\phi$ , a partir das coordenadas cartesianas  $x$  e  $y$ , são:

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

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

# Apêndice B

## Especificações das FPGAs

Duas famílias de FPGAs da Altera ([www.altera.com](http://www.altera.com)) foram escolhidas para o projeto do Sistema de Monitoração Online. Para os blocos Controle e Decodificação foi escolhida a família APEX 20KE, e para o bloco Processamento Núcleo, a família Stratix. A APEX 20KE foi selecionada, principalmente, pelas seguintes razões:

- Apresentar boa relação custo-benefício para o projeto;
- Estar há um tempo razoável no mercado, aumentando sua confiabilidade;
- Disponibilidade na ferramenta de projeto e simulação Quartus II;
- Operar com baixa tensão de alimentação, reduzindo o consumo de potência do sistema;
- Apresentar especificações de densidade e velocidade adequadas para as funções desejadas.

A família de FPGAs APEX 20KE é a evolução e combinação de três famílias anteriores da Altera - FLEX 10K, FLEX 6000 e MAX 7000. As principais características dos dispositivos APEX 20KE são:

**Arquitetura *Multicore*:** Combina três diferentes tipos de estruturas programáveis:

*Look-Up Tables* (LUTs), Blocos *Product-Term*, e Blocos dedicados de memória.

**Blocos *Embedded System*:** Blocos programáveis que contém elementos *product-term*, memória *dual-port* RAM, memória ROM e CAM (*Content Addressable Memory*.)

**Padrões digitais de sinalização e comunicação:** LVDS, PCI, GTL+, CTT, AGP, SSTL, Multivolt IO, LVTTL e LVCMOS.

**Gerenciamento de *clock*:** Possui até 4 circuitos PLL (*Phase-Locked Loop*), para sincronização, deslocamento de fase, divisão e multiplicação de sinais de *clock*.

As FPGAs APEX 20KE operam com tensão de alimentação da lógica interna igual a 1,8 V, e tensões de 2,5 V e 3,3 V para alimentação dos *buffers* dos pinos de I/O. Foram utilizados os dispositivos EP20K160E e EP20K300E, para o circuito de controle e decodificação, respectivamente. A Tabela B.1 mostra suas principais especificações

Tabela B.1: Especificações das FPGAs utilizadas para controle (EP20K160E) e decodificação (EP20K300E) no sistema de monitoração.

<b>Especificação</b>	<b>EP20K160E</b>	<b>EP20K300E</b>
Portas lógicas	160.000	300.000
Bits de memória	81.920	147.456
<i>Phase-Locked Loops</i>	2	4
Versões de velocidade	3,2,1	3,2,1
Número máximo de pinos de I/O	316	408

Para o projeto do bloco Processamento Núcleo, diferentes critérios tiveram que ser levados em conta. O principal deles foi a necessidade de grande quantidade de memória para armazenar os dados de monitoração. A quantidade necessária é o produto  $40 \times 3564 \times 30 = 4.267.800 \text{ bits} \approx 534 \text{ MBytes}$ , onde o primeiro termo é o número de sinais de trigger (para uma das 4 FPGAs), o segundo termo é o número de pacotes de prótons, e o último termo corresponde à capacidade de armazenamento para cada sinal de *trigger*. Em vista deste resultado, a única família de FPGAs que atenderia ao critério era a Stratix, da Altera. O segundo critério foi de velocidade, visto que o processamento núcleo é responsável pela histogramação dos sinais de *trigger*, além de várias outras funções que demandam alta velocidade. Por estas razões, a família Stratix foi escolhida para o projeto. Esta é uma das famílias consideradas de alta performance da Altera, apresentando FPGAs voltadas para

projetos de considerável complexidade. Estes dispositivos apresentam grande densidade de lógica programável, alta velocidade de processamento, grande quantidade de memória e de blocos DSP.

As FPGAs da família Stratix são otimizadas para atender às demandas de sistemas de banda elevada. Fabricadas em processo CMOS 0,13  $\mu m$ , com todas as camadas em cobre, variam em densidade de 10.570 a 79.040 elementos lógicos (LEs), e contém até 7 Mbits de memória. Contém até 22 blocos DSP, com até 176 multiplicadores dedicados 9 bit  $\times$  9 bit. Suportam vários padrões de comunicação diferencial (LVDS, LVPECL, PCML e HyperTransport) para interfaces de comunicação de alta velocidade, como 10G Ethernet XSBI, SFI-4, POS-PHY Level 4, RapidIO, etc.

O dispositivo Stratix escolhido para o projeto é o EP1S80, por atender às necessidades de memória, densidade e velocidade do projeto. A Tabela B.2 ilustra as especificações do EP1S80.

Tabela B.2: Especificações da FPGA Stratix utilizada no Processamento Núcleo.

<b>Especificação</b>	<b>EP1S80</b>
Elementos Lógicos	79.040
Bits de memória	7.427.520
<i>Phase-Locked Loops</i>	12
Multiplicadores dedicados de 9 bits	176
Blocos DSP	22
Pinos de I/O	683

# Apêndice C

## Análise de Componentes Principais

PCA é um método estatístico clássico de transformação linear que têm sido amplamente utilizado em análise e compressão de dados. O método de PCA é baseado na representação estatística de uma variável aleatória. Supondo uma população de vetores aleatórios  $\mathbf{x}$ , tal que:

$$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_2)^T \quad (\text{C.1})$$

onde o vetor médio é definido como:

$$\mu_x = E\{\mathbf{x}\} \quad (\text{C.2})$$

e a matriz de covariância como:

$$\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mu_x)(\mathbf{x} - \mu_x)^T\} \quad (\text{C.3})$$

As componentes de  $\mathbf{C}_x$  representam as covariâncias entre as componentes da variável aleatória  $x_i$  e  $x_j$ . A componente  $c_{ii}$  é a variância da componente  $x_i$ . Se duas componentes  $x_i$  e  $x_j$  dos dados não são correlacionadas, a covariância entre ambas é zero ( $c_{ij} = c_{ji} = 0$ ). A matriz de covariância é, por definição, sempre simétrica. Desta forma, para uma matriz simétrica como a matriz de covariância, podemos calcular uma base ortogonal encontrando-se seus autovalores e autovetores. Os autovetores  $\mathbf{e}_i$  e os correspondentes autovalores  $\lambda_i$  são as soluções da equação:

$$\mathbf{C}_x \mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i, i = 1, \dots, n \quad (\text{C.4})$$

Para simplificar, assumimos que  $\lambda_i$  são distintos. Estes valores podem ser encontrados, por exemplo, achando-se as soluções da equação característica:

$$|\mathbf{C}_x - \lambda \mathbf{I}| = 0 \quad (\text{C.5})$$

onde  $\mathbf{I}$  é a matriz identidade de mesma ordem que  $\mathbf{C}_x$ . Se o vetor de dados tem  $n$  componentes, a equação característica será de ordem  $n$ . Esta equação é de fácil solução somente se o valor de  $n$  é pequeno. Encontrar autovalores, e os correspondentes autovetores, não é uma tarefa trivial, existindo vários métodos para tal. Um modo de solucionar o problema dos autovalores é utilizar uma solução neural [63]. Os dados são enviados à entrada de uma rede neural, e esta converge para a solução desejada ao longo do seu treinamento.

Ordenando os autovetores pela ordem decrescente dos autovalores (maior autovalor primeiro), podemos criar uma base ortogonal ordenada com o primeiro autovetor tendo a direção da maior variância dos dados. Desta maneira, podemos encontrar direções nas quais o conjunto de dados tem quantidade mais significativa de informação.

Considere um conjunto de dados, do qual a média e a matriz de covariância tenham sido calculadas, e seja  $\mathbf{A}$  uma matriz que consiste dos autovetores da matriz de covariância organizados como linhas. Transformando um vetor de dados  $\mathbf{x}$ , temos:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mu_x) \quad (\text{C.6})$$

onde  $\mathbf{y}$  é um ponto no sistema de coordenadas ortogonal definido pelos autovetores. As componentes de  $\mathbf{y}$  podem ser vistas como as coordenadas na base ortogonal. Podemos reconstruir o vetor de dados original  $\mathbf{x}$ , a partir de  $\mathbf{y}$ , pela equação:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mu_x \quad (\text{C.7})$$

utilizando a propriedade de uma matriz ortogonal  $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^T$ . Desta forma, o vetor original  $\mathbf{x}$  foi projetado nos eixos de coordenadas definidos pela base ortogonal.

Ao invés de utilizar todos os autovetores da matriz de covariância, podemos representar os dados em termos de somente alguns vetores da base ortogonal. Se chamarmos a matriz dos  $\mathbf{K}$  primeiros autovetores de  $\mathbf{A}_K$ , podemos criar uma transformação similar como a mostrada acima, da forma:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}_K(\mathbf{x} - \mu_x) \quad (\text{C.8})$$

e

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}_K^T \mathbf{y} + \mu_x \quad (\text{C.9})$$

Se os dados estão concentrados em um sub-espço linear, a transformação acima fornece um meio de compactar os dados sem grande perda de informação, simplificando sua representação. Tomando-se os autovetores com maiores autovalores, perdemos a menor quantidade de informação possível no sentido médio quadrático. Podemos escolher um número fixo de autovetores, e seus respectivos autovalores, e conseguir uma representação consistente dos dados, inclusive realçando a informação de interesse. Sendo assim, o método de PCA oferece uma maneira conveniente de controlar a relação custo-benefício entre perder informação e simplificar o problema.



# Apêndice D

## Publicações

1. H. P. Lima Jr, J. M. de Seixas, N. Ellis, P. Farthouat, P. Gallno, G. Schuler, R. Spiwox, R. Teixeira, *The Central Trigger Processor Monitoring module (CTPMON) in the ATLAS Level-1 Trigger System*. Proceedings of the 9th Workshop on Electronics for LHC Experiments, 2003.

**Resumo:** O Processador Central de Trigger (CTP) recebe 160 *bits* que correspondem aos sinais de *trigger* dos sub-sistemas Calorímetro e Múon a uma taxa de 40 MHz, referente ao período de 25 ns do cruzamento de pacotes no LHC. Esta informação é aplicada a um menu de *trigger* para formar o sinal global de aceitação do Nível 1 (L1A). O módulo Monitoração do CTP (CTP\_MON) monitora as entradas de *trigger* enviadas ao CTP, pacote por pacote, com os objetivos de monitorar a taxa de *trigger* por pacote e detectar quaisquer pacotes com problemas na máquina do LHC. Esta informação pode ser utilizada também para estimar a luminosidade por pacote. O sistema de monitoração constrói histogramas dos sinais de entrada na taxa máxima possível, com um contador de 30 *bits* por sinal de entrada para cada uma das 3564 posições de pacote possíveis no LHC, fornecendo, no mínimo, 26 horas de monitoração sem possibilidade de *overflow*. O projeto e simulação do CTP\_MON serão apresentados.

2. N. Ellis, P. Farthouat, P. Gallno, H. P. Lima Jr, T. Schorner-Sadenius, G. Schuler, R. Spiwox, R. Teixeira, *The ATLAS Level-1 Central Trigger Processor (CTP)*. Proceedings of the 9th Workshop on Electronics for LHC Experiments, 2003.

**Resumo:** O Processador Central de Trigger do ATLAS (CTP) combina informações dos processadores de *trigger* calorímetro e muon, assim como de outras fontes como calibração, e produz a decisão final de aceitação do Nível 1. O CTP sincroniza as entradas de *trigger* provenientes de diferentes fontes com o *clock* interno e alinha estas entradas com relação ao cruzamento de pacote. O algoritmo utilizado pelo CTP para combinar as diferentes entradas permite que eventos sejam selecionados com base em menus de *trigger*. O CTP fornece informação resumida do *trigger* para a aquisição de dados e para o sistema de *trigger* do Nível 2, e permite que se monitore vários contadores do tipo pacote a pacote, assim como informação acumulada sobre as entradas de *trigger*. O projeto do CTP com os seis diferentes tipos de módulos que o compõem, e dois barramentos dedicados, será apresentado.

3. P. B. Amaral, N. Ellis, P. Farthouat, P. Gallno, H. P. Lima Jr, T. Maeno, I. Arcas, J. Seixas, G. Schuler, R. Spiwojs, R. Teixeira, T. Wengler, *The ATLAS Local Trigger Processor (LTP)*. IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol. 52, No. 4, 1202-1206, August 2005.

**Resumo:** O Processador Local de Trigger (LTP) recebe sinais de temporização e de *trigger* do Processador Central de Trigger (CTP) e injeta estes sinais no sistema Temporização, Trigger e Controle (TTC) de uma partição TTC do subdetector. O LTP permite operação de modo independente utilizando sinais locais de temporização e *trigger*, ou gerando estes sinais a partir de memória. Além disso, vários sistemas LTP do mesmo subdetector podem ser conectados em cascata. Portanto, o LTP pode ser definido como um elemento de chaveamento para sinais de temporização e *trigger* com entrada do CTP ou da conexão em cascata, de uma entrada local, ou de um gerador de dados interno, e com saída para uma cascata, para uma partição TTC, ou para uma saída local. Finalmente, no modo combinado, vários sistemas LTP podem ser conectados em conjunto utilizando suas saídas locais e entradas locais para permitir operação de modo independente por combinações de diferentes subdetectores.

4. P. B. Amaral, N. Ellis, P. Farthouat, P. Gallno, J. Haller, T. Maeno, T. Pauly,

H. P. Lima Jr, I. Arcas, J. Seixas, G. Schuler, R. Spiwox, R. Teixeira, T. Wengler, *The ATLAS Level-1 Central Trigger System*. IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol. 52, No. 4, 1217-1222, August 2005.

**Resumo:** A parte central do Nível 1 de *trigger* do ATLAS consiste do processador central de *trigger* (CTP), dos processadores locais de *trigger* (LTP), do sistema temporização, tempo e controle (TTC), e módulos de leitura *busy* (ROD\_BUSY). O CTP combina informação dos processadores calorímetro e muon, assim como de outras fontes, e produz a decisão final de aceitação (L1A) com base em listas de critérios de seleção, implementados na forma de menus de *trigger*. Sinais de temporização e *trigger* são distribuídos para cerca de 40 sistemas LTP, os quais injetam estes sinais na partição TTC do subdetector. Os sistemas LTP também suportam operação de forma independente e podem gerar todos os sinais necessários a partir de memória. As partições TTC distribuem os sinais de temporização e *trigger* para a eletrônica de leitura do subdetector. Os módulos ROD\_BUSY recebem os sinais de *busy* da eletrônica de leitura, e os envia ao CTP (através de um LTP) para retardar a geração de sinais L1A. Uma visão geral do sistema central de *trigger* do Nível 1 do ATLAS será apresentado, com ênfase no projeto e testes dos módulos do CTP.

5. R. Spiwox, P. B. Amaral, N. Ellis, P. Farthouat, P. Gallno, J. Haller, T. Maeno, T. Pauly, H. P. L. Junior, I. R. Arcas, G. Schuler, J. M. de Seixas, R. T. Teixeira, T. Wengler, *The ATLAS Level-1 Central Trigger Processor Core Module (CTP\_CORE)*. IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol. 52, No. 6, 3211- 3215, December 2005. ar Science, Vol. 52, No. 4, 1217-1222, August 2005.

**Resumo:** O ATLAS é um detector no *Large Hadron Collider* do CERN, onde pacotes de prótons em feixes rotativos irão colidir a cada 25 ns produzindo, na média, cerca de 25 colisões para uma taxa total de interação de 1 GHz. Um sistema de *trigger* de três níveis seleciona cruzamentos de pacotes contendo processos potencialmente interessantes. O Nível 1 de *trigger*, implementado em eletrônica e firmware, realiza uma seleção inicial em menos de 2,5  $\mu$ s com uma taxa de saída inferior a 100 kHz. Um elemento importante neste cenário é o módulo núcleo do Processador Central de Trigger, que combina informação

de *trigger* dos processadores calorímetro e muon para produzir a decisão final de aceitação do Nível 1 em menos de 75 ns. O algoritmo de seleção de eventos utilizado pelo módulo núcleo é baseado em listas de critérios de seleção, ou seja, menus de *trigger*, e é implementado em tabelas totalmente programáveis e memórias endereçadas por conteúdo. Além da seleção de evento, o módulo núcleo gera tempo-morto para limitar a taxa de eventos aceitos a um valor que a eletrônica de leitura pode suportar. O módulo núcleo fornece, posteriormente, informação resumida de *trigger* para o Nível 2 e para o sistema de aquisição de dados. O projeto do módulo núcleo é apresentado, assim como resultados de testes recentes em laboratório e de testes com os processadores calorímetro e muon conectados aos detectores em um feixe de partícula.

6. H. P. Lima Jr, J. M. Seixas, *A segmented principal component analysis applied to calorimetry information at ATLAS*. Nucl. Instrum. And Meth. In Phys. Res. A 559, 129-133, December 2005.

**Resumo:** Uma análise de componentes principais segmentada é aplicada para a redução de dimensão da informação de calorimetria no segundo nível de *trigger* do ATLAS. O objetivo da análise segmentada é explorar a alta segmentação do sistema de calorimetria e os diferentes níveis de granularidade presentes em cada segmento das seções hadrônica e eletromagnética. Considerando eventos simulados de elétrons e jatos, um alto nível de compactação (acima de 96%) é alcançado, mesmo quando se preserva 95% da variância dos dados originais. Utilizando a projeção dos dados nas componentes principais de cada segmento do calorímetro, e um classificador neural, 97,3% dos elétrons são corretamente classificados para uma classificação incorreta de jatos como elétrons abaixo de 9%.