



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

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte

Estudo de Técnicas de Deconvolução para Reconstrução de Energia *online* no
Calorímetro Hadrônico do ATLAS

Juiz de Fora
2015

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte

Estudo de Técnicas de Deconvolução para Reconstrução de Energia *online* no
Calorímetro Hadrônico do ATLAS

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

Orientador: Prof. Luciano Manhães de Andrade Filho, D.Sc.

Juiz de Fora
2015

Duarte, João Paulo Bittencourt da Silveira

Estudo de Técnicas de Deconvolução para Reconstrução de Energia *online* no Calorímetro Hadrônico do ATLAS / João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte. - 2015.

103 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Juiz de Fora, 2015

1.Sistemas eletrônicos.

CDU 621.3.0

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte

Estudo de Técnicas de Deconvolução para Reconstrução de Energia *online* no
Calorímetro Hadrônico do ATLAS

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

Aprovada em 27 de Agosto de 2015.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Luciano Manhães de Andrade Filho, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Orientador

Prof. Eduardo Furtado de Simas Filho, D.Sc

Universidade Federal da Bahia, UFBA

Prof. Carlos Augusto Duque, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

*À minha família e
aos meus amigos.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus e, de maneira especial, ao meu pai Paulino que enquanto em vida nunca mediou esforços me proporcionando condições para estudar e a minha mãe Janete que sempre me incentivou em toda minha vida acadêmica.

Aos meus irmãos Anna e Elvis que me apoiaram muito assim como toda a minha família.

Ao meu orientador Luciano que foi sempre impecável durante toda a realização deste trabalho, colaborando muito com o mesmo, me incentivando e enriquecendo os meus conhecimentos durante todo o processo.

Aos professores do PPEE: Duque, Rafael, Daniel, Augusto, Leonardo e Moises pelos ensinamentos e apoio.

Aos amigos e colegas de LAPTEL, em especial ao Thiago, Igor, Bernardo, Marcos, Leandro, Henrique, Davi, Eder e Davis que me ajudaram muito durante todo esse trabalho.

Aos meus amigos Milena e Bruno pelo o apoio e incentivo.

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

*Existe uma coisa que uma longa existência
me ensinou: toda a nossa ciência, compa-
rada à realidade, é primitiva e inocente; e,
portanto, é o que temos de mais valioso.*

Albert Einstein

RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo de técnicas de deconvolução de sinais para a reconstrução *online* de energia no primeiro nível de *trigger* do calorímetro hadrônico (TileCal) do ATLAS. O ambiente de alta luminosidade, previsto para ocorrer nos próximos anos no colisionador de partículas LHC, aumenta a probabilidade de ocorrência de colisões adjacentes, promovendo o efeito de empilhamento de sinais. O algoritmo atualmente utilizado para a reconstrução de energia não é robusto a este efeito. Neste trabalho, o TileCal é interpretado como um canal de comunicação, cuja a resposta ao impulso deve ser compensada a fim de remover o efeito de empilhamento e recuperar a informação de energia depositada em cada colisão. Os métodos desenvolvidos requisitam uma implementação *online*. As FPGAs, por serem dispositivos reconfiguráveis e de alta velocidade, foram escolhidas para implementação destes algoritmos. Assim, neste trabalho avaliou-se dois tipos de técnicas de deconvolução, uma direta baseada em filtros FIR e outra baseada em métodos iterativos. O segundo tipo de técnica, permite uma melhora de desempenho na reconstrução pela possibilidade de se utilizar um conhecimento especialista de que a energia reconstruída deve ser sempre positiva. Os resultados da avaliação mostram que os métodos propostos apresentam maior desempenho, em alta luminosidade, do que o método atualmente implementado. Como esperado, os métodos iterativos reconstruem a energia com menor erro quando comparados às técnicas baseada em filtros FIR. Porém, com relação a implementação, as técnicas iterativas são de maior complexidade e utilizam mais recursos de *hardware*.

Palavras-chave: Deconvolução, Calorimetria, Reconstrução de energia, Processamento *online*, FPGA.

ABSTRACT

This work presents a study of deconvolution techniques to be used in the online energy reconstruction for the ATLAS hadronic calorimeter (TileCal) first level trigger system. The high-luminosity environment, foreseen for the next years of operation of the LHC particle collider, increases the probability of observe adjacent collisions, promoting the signal superposition effect. The current algorithm for energy reconstruction is not robust against this pile-up effect. In this work, the TileCal is interpreted as a communication channel whose impulse response must be compensated for in order to remove the pile-up effect and to recover the deposited energy information at each collision. The developed methods require an online implementation. Since FPGAs are suitable for high-speed applications, they are chosen to be used in the ATLAS trigger system. Therefore, in this work two different online deconvolution techniques were tested, a direct FIR filter implementation and techniques based on iterative processes. The later outperforms the former due to the possibility of impose a constraint for reconstructing only positive energies, which is known to reflect the reality. The analyses results have shown that the proposed methods present better reconstruction performance than the current employed method when the environment presents superposition effect (high luminosity). As expected, the iterative methods present smaller errors than the direct FIR methods. However, regarding the FPGA implementation, the iterative techniques have a higher computational cost and uses more hardware resources.

Keywords: Deconvolution, Calorimetry, Energy Reconstruction, Online Processing, FPGA.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Vista aérea do anel construído para o LHC. (COEPP, 2015).	23
Figura 2	Visão geral dos experimentos do LHC (TEAM, 1999).	25
Figura 3	Ilustração do experimento ATLAS (ATLAS, 2015).	26
Figura 4	Sistema de coordenadas do ATLAS (CERN, 2015d).	28
Figura 5	Composição do sistema de calorimetria (PEQUENAO, 2008).	29
Figura 6	Calorímetros e o sistema de coordenadas (HADLEY, 2010).	30
Figura 7	Segmentação do TileCal (AAD et al., 2008).	31
Figura 8	Segmentação do TileCal (PERALVA et al., 2013).	32
Figura 9	Módulo do TileCal (AAD et al., 2008).	33
Figura 10	Sistema de Trigger atual (FALCIANO, 1996).	35
Figura 11	Diagrama da eletrônica atual (CERQUEIRA, 2013).	37
Figura 12	Diagrama da nova eletrônica (CERQUEIRA, 2013).	39
Figura 13	Modelagem do Filtro Casado.	42

Figura 14 Detecção no primeiro nível de <i>trigger</i> .	43
Figura 15 Efeito do pileup (KLIMEK, 2012).	44
Figura 16 Calorímetro modelado como sistema linear.	46
Figura 17 Plano z.	48
Figura 18 Exemplos de possíveis RDC's.	49
Figura 19 Recuperação a partir de um sistema inverso.	51
Figura 20 Modelagem inversa.	56
Figura 21 Modelagem em blocos do Gradiente Descendente Positivo.	65
Figura 22 Fluxograma do Gradiente Descendente Positivo	66
Figura 23 Pulso característico do circuito de <i>front-end</i> , referente a um canal do TileCal.	68
Figura 24 Pulses com desvio de fase entre $\pm 5\text{ns}$.	69
Figura 25 Transformada Z do sistema inverso do sinal de referencia do TileCal.	71
Figura 26 Mapa de pólos e zeros de $G_{01}(z)$ e $G_{02}(z)$	72
Figura 27 Resposta ao impulso de $G'_{02}(z)$ truncada em -20 e seu deslocamento no tempo $G''_{02}(z)$.	72

Figura 28 Resposta ao impulso de $G_{01}(z)$ truncada na amostra 18.	73
Figura 29 Filtro FIR $f[n]$ para aproximação do sistema inverso $G_0(z)$.	73
Figura 30 Ordem do filtro FIR e o Erro.	75
Figura 31 RMS do erro em função da ocupância e da ordem do filtro	76
Figura 32 Comparação entre o filtro FIR Determinístico e o FIR Adaptativo.	77
Figura 33 Comparação com relação ao aumento do ruído	78
Figura 34 Comparação com relação ao aumento da ocupância.	79
Figura 35 Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Gradiente Descendente.	80
Figura 36 Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Algoritmo Gold.	81
Figura 37 Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Gradiente Descendente Positivo.	81
Figura 38 Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Gradiente Descendente que exclui zeros.	82
Figura 39 Relação entre o maior e o menor autovalor da matriz H .	83
Figura 40 RMS do erro em variadas janelas do Gradiente Descendente Positivo.	84
Figura 41 Região de borda para o Gradiente Descendente Positivo.	85

Figura 42 Erro para cada iteração	86
Figura 43 Tamanho da Janela a Cada iteração comparação	87
Figura 44 Erro no aumento da ocupância	89
Figura 45 Curva ROC para um sinal sem empilhamento de sinais.	91
Figura 46 Curvas ROC para variadas Ocupâncias.	93
Figura 47 Estrutura FIR direta.	97
Figura 48 Estrutura FIR transposta.	97
Figura 49 <i>Top Level</i> demonstrativo da estrutura transposta do filtro FIR.	98
Figura 50 Avaliação do número de <i>bits</i> , erro relativo percentual entre o erro simulado e o erro implementado.	100

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Tamanho de janelas utilizados como referência	82
Tabela 2	Limites inferior e superior considerados como borda.	85
Tabela 3	Número de iterações	87
Tabela 4	Resumo dos parâmetros utilizados para os algoritmos iterativos. ...	88

SUMÁRIO

1	Introdução	18
1.1	Motivação	18
1.2	Objetivos	19
1.3	Metodologia	20
1.4	Organização do texto	21
2	Os Experimentos LHC e ATLAS.	23
2.1	O CERN	23
2.2	O LHC	24
2.2.1	O ATLAS	26
2.2.2	O sistema de coordenadas do atlas	27
2.2.3	A calorimetria	28
2.2.3.1	O calorímetro eletromagnético	29
2.2.3.2	O calorímetro hadrônico	30
2.2.4	O sistema de <i>trigger</i> atual do ATLAS	33
2.2.4.1	O primeiro nível de <i>trigger</i>	34
2.3	Atualização do ATLAS	36
2.3.1	O que se têm hoje	36
2.3.2	O futuro pós <i>upgrade</i>	37
3	Estimação de energia no primeiro nível de <i>trigger</i>	40
3.1	Técnica atual empregada no sistema de <i>trigger</i> no nível 1	40
3.1.1	O Filtro Casado	40

3.1.2	Detector de picos	42
3.2	Empilhamento de sinais (<i>pileup</i>)	42
3.3	Teoria da convolução	44
4	Técnicas de estimação de energia no LVL1	47
4.1	Técnica baseada em filtro FIR (abordagem determinística)	47
4.1.1	Transformada z	47
4.1.1.1	Estabilidades de Sistemas LTI	50
4.1.2	Sistemas inversos	50
4.1.3	Filtros FIR e IIR	51
4.1.4	Filtros inversos realizáveis	52
4.2	Filtro FIR para sinais estocásticos	54
4.2.1	Filtros Adaptativos e Modelagem inversa	54
4.2.1.1	Modelagem inversa	55
4.2.1.2	Estimação utilizando o <i>Least Squares</i>	56
4.3	Métodos iterativos	58
4.3.1	A convergência de <i>Van Cittert</i>	59
4.3.1.1	Critério de convergência	60
4.3.2	O Algoritmo Gold	61
4.3.3	Gradiente Descendente	62
4.3.3.1	Gradiente Descendente com μ adaptativo	63
4.3.4	Gradiente Descendente Positivo	64
4.3.5	Gradiente Descendente que exclui zeros	66
5	Resultados	67
5.1	Banco de dados das simulações	67
5.1.1	O pulso característico do TileCal e o desvio de fase	67
5.1.2	Geração do banco de dados para as simulações	69

5.1.3	A Razão entre sinal e ruído	70
5.2	O método determinístico	70
5.3	Método baseado em filtragem adaptativa	74
5.4	Comparações entre as técnicas diretas baseadas em filtro FIR	77
5.5	Métodos iterativos	79
5.5.1	Tamanho da janela	80
5.5.2	Taxa de convergência	83
5.5.3	Efeito de Borda	84
5.5.4	Número de iterações	85
5.6	comparações entre os métodos propostos	87
5.6.1	Comparação quanto à reconstrução de energia	88
5.6.2	Comparação quanto ao desempenho de detecção	90
6	Implementação em FPGA	94
6.1	Implementação de Filtros FIR em FPGA	96
6.1.1	Simulação da Implementação	97
6.1.2	Avaliação do erro provocado pelo número de Bits	99
7	Considerações Finais	101
7.1	Conclusões	101
7.2	Trabalhos Futuros	102
Referências		103

1 INTRODUÇÃO

O CERN (*Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire*) é atualmente um dos maiores centros de pesquisa ligados ao estudo da física de altas energias. Neste ambiente, além do estudo da física, também se tem a demanda de uma complexa instrumentação para detectar, mensurar e registrar as grandezas físicas presentes nestes tipos de experimentos. Sendo assim, a parte de engenharia envolvida também é muito complexa, pois os eventos de interesse são raros, e consequentemente, é necessária alta velocidade de processamento e alta taxa de eventos para aumentar a probabilidade de detectá-los.

Em particular, é um desafio para a engenharia trabalhos que possuam estas características. Por exemplo, no CERN encontra-se atualmente em funcionamento o LHC (do inglês *Large Hadron Collider*), o maior e mais potente acelerador de partículas do mundo. No experimento ATLAS, um dos detectores do LHC, após uma colisão de prótons, há muitas informações a serem processadas, devido à alta taxa de aquisição de dados de 40 MHz, que é necessária para a detecção dos raros eventos de interesse. Porém, nem toda a informação adquirida é informação de interesse, sendo uma grande parte dos eventos ruído de fundo do experimento. Além disso, há também um grande número de sensores, e consequentemente, canais a serem observados. Deste modo, a filtragem é fundamental para reduzir a quantidade de processamento e informação a ser armazenada. Portanto, pela demanda de filtragem, é primordial que sejam empregadas técnicas e ferramentas de processamento digital de sinais neste processo.

1.1 MOTIVAÇÃO

O ATLAS possui um sistema de calorimetria que é composto pelos calorímetros hadrônico e eletromagnético, conhecidos respectivamente por TileCal e LAr. Os calorímetros têm uma função importante em experimentos de física de partículas. Nestes experimentos, eles são responsáveis por absorver e amostrar a energia das partículas incidentes. Fisicamente, os calorímetros, em geral, são constituídos por um bloco de

matéria que intercepta partículas primárias, de forma que sua construção física possua uma determinada espessura para que toda a energia das partículas seja depositada em seu volume. No TileCal, quando há uma colisão de prótons, partículas subproduto da colisão são absorvidas pelas células do calorímetro. Em cada célula existe um sistema de conversão da energia absorvida em um sinal elétrico, cuja a amplitude é proporcional a energia depositada na célula.

O pulso analógico gerado em cada célula do calorímetro é digitalizado por um conversor AD (análogo-digital) com uma taxa de aquisição de 40 MHz, sendo posteriormente tratado com o uso de técnicas de processamento de sinais digitais. Com o intuito de detectar os sinais elétricos e estimar a suas amplitudes (e consequentemente, aferir a energia depositada na célula), nesta etapa, tanto o LAr quanto o TileCal, atualmente utilizam a técnica do Filtro Casado no seu primeiro nível de filtragem *online*. Esta técnica possibilita realizar a detecção dos pulsos do calorímetro e, através de um mapa de calibração (*look-up table*) aplicado aos valores de saída do filtro, a estimativa da energia dos seus canais pode ser inferida.

Atualmente, o LHC passa por um programa de atualização que visa prepará-lo para um aumento de luminosidade. O aumento dos níveis de luminosidade significa um aumento na probabilidade de colisões. Entretanto, a resposta dos calorímetros do ATLAS é mais lenta do que a taxa de colisão do LHC. Em ambientes de baixa luminosidade, este fato não é crítico, pois a probabilidade de haver interferência entre sinais (colisões próximas no mesmo canal de leitura) é muito baixa. Porém, como consequência do aumento da luminosidade e da maior probabilidade de colisões, o empilhamento de sinais passa a ser um problema real, fazendo com que, nos calorímetros, a técnica do Filtro Casado não seja eficaz ao lidar com este efeito. Este trabalho tem como motivação principal a sugestão de novas técnicas, que possam estimar a energia dos canais e serem imunes ao efeito do empilhamento de sinais.

1.2 OBJETIVOS

Devido ao efeito do empilhamento de sinais, o desempenho do método de estimativa atual ficará comprometido. É necessário, portanto, o desenvolvimento de métodos que sejam capazes de separar os sinais sobrepostos e, desta forma, medir corretamente as informações de deposição de energia, mesmo em ambientes onde estas informações estejam muito próximas no tempo. Para tal, a proposta principal deste trabalho está baseada na ideia de interpretar o calorímetro como um canal de comunicação, cuja

função de transferência espalha a informação impulsiva (energia depositada em cada colisão) de interesse. Assim, a partir desta consideração, o calorímetro pode ser visualizado como um sistema linear por onde, através dele, flui o sinal proveniente de suas células. Este processo pode ser resumido, de forma conveniente, como a convolução do sistema linear do calorímetro com a informação impulsiva de interesse. O objetivo deste trabalho é, portanto, o desenvolvimento de métodos de deconvolução de forma a recuperar tal informação.

Tendo em vista a importância da estimação correta da energia nos canais e o impacto que a estimação incorreta pode gerar nas análises físicas, com este trabalho espera-se avaliar o desempenho de técnicas baseadas na deconvolução de sinais e posteriormente implementá-las em *hardware* para que possam ser aplicadas num sistema de filtragem *online*. Portanto, além de propor técnicas de deconvolução em tempo real, este trabalho também aborda a sua implementação em FPGA, para que o método proposto possa ser realmente implementado no novo sistema de *trigger* que está sendo desenvolvido para o ATLAS.

1.3 METODOLOGIA

A metodologia está baseada em visualizar o problema do empilhamento de sinais como uma convolução entre a informação impulsiva de interesse (energia depositada em cada colisão) e pulsos característicos do TileCal (resposta ao impulso do sistema a ser deconvoluído). Assim, as técnicas sugeridas realizam o processo inverso ao da convolução, cuja implementação deve se dar em tempo real, para que a informação de energia depositada em cada colisão possa ser usada para tomadas de decisão no sistema de *trigger* do ATLAS.

Serão avaliadas dois tipos de técnicas: *i*- as de implementação direta por filtros FIR, por serem de fácil implementação em FPGA e realizarem a economia de recursos de *hardware*; *ii*- técnicas iterativas que permitem uma melhora no desempenho da estimação, pois permitem a inclusão de um conhecimento especialista de que as respostas a serem obtidas (energia em cada colisão) devem ser somente positivas.

No caso das técnicas baseadas em filtros FIR, dois métodos para sua obtenção serão propostos. O primeiro método baseia-se em sistemas determinísticos que fazem uso direto do inverso da resposta em frequência do sistema. O segundo método, de caráter estocástico, é baseado na teoria de filtragem adaptativa e parte da minimização do erro médio quadrático (do inglês *Least Square* - LS) entre a informação de interesse

e a resposta do filtro de deconvolução, e é mais imune ao ruído do sistema.

Ao se tratar das técnicas iterativas, estas partem da implementação iterativa do LS, obedecendo critérios de convergência. Foram propostas modificações neste algoritmo de forma a priorizar respostas com amplitudes positivas. A princípio, utilizou-se o método Gold que já é conhecido na literatura com esta finalidade. Porém, pelo fato do objetivo deste trabalho ser o de realizar uma implementação *online* das técnicas, explorou-se também outros dois métodos que possuem a sua taxa de convergência maior do que a do método Gold. Nos outros dois métodos propostos, ambos eliminam as componentes negativas a cada iteração. Dentre eles, o primeiro método aplica um corte, forçando amplitude zero na energia estimada das colisões que tendem para valores negativos. Já o segundo método retira a respectiva colisão da próxima iteração, diminuindo a dimensão do problema, diminuindo, assim, a complexidade computacional, o que é essência para a implementação *online*.

Será mostrado que a implementação direta por filtro FIR já apresenta uma resposta superior, em altas luminosidades, ao método atualmente implementado. Já os métodos iterativos, neste mesmo cenário, como esperado, apresenta uma performance ainda melhor que os métodos de implementação direta. Porém, a implementação dos métodos iterativos é bem mais complexa. Uma discussão referente a sua implementação é apresentada no Capítulo 6.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

No próximo capítulo, será apresentada uma visão mais detalhada sobre o ATLAS, o LHC e o seu sistema de trigger e a atualização do experimento ATLAS.

No Capítulo 3 será detalhada a atual técnica empregada na estimação de energia, a técnica do filtro Casado, o problema do empilhamento causado pelo aumento dos níveis de energia nas colisões e uma possível metodologia para resolver o problema.

O Capítulo 4 traz de forma detalhada as técnicas propostas na metodologia deste trabalho.

O Capítulo 5 mostra as análises e comparações entre os algoritmos propostos, com o intuito de encontrar o algoritmo que possui o melhor desempenho em simulações em um banco de dados que simula o empilhamento de dados ruídos de fundo e desvio de fase.

Já o Capítulo 6 apresenta as estruturas para a implementação em FPGA e uma

avaliação entre do desempenho do que foi implementado.

O Capítulo 7 encerra a dissertação, apresentando as conclusões e propostas para a continuidade do trabalho.

2 OS EXPERIMENTOS LHC E ATLAS.

Neste capítulo, serão apresentados o ambiente e a situação nas quais este trabalho foi desenvolvido. O capítulo mostra uma visão geral sobre o CERN e o experimento LHC com foco no seu experimento ATLAS. É dado mais detalhes do ATLAS no que tange os seus calorímetros, sistema de *trigger* e o programa de atualização para alta luminosidade.

2.1 O CERN

CERN é uma sigla derivada do nome em francês "*Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire*"(ou Organização Europeia para Pesquisa Nuclear). Inicialmente tratava-se de um órgão provisório, fundado em 1952 com o objetivo de estabelecer uma organização de classe mundial de pesquisa sobre a física fundamental na Europa. Em 1954, o CERN fundou seu laboratório na fronteira da França com a Suíça, próximo a Genebra. Atualmente o CERN é formado por 21 países membros (CERN, 2015a). A Figura 1 mostra a disposição do laboratório na Europa.



Figura 1: Vista aérea do anel construído para o LHC. (COEPP, 2015).

Além dos países membros, relacionados com o CERN, há diversos outros países nos quais a adesão ainda não foi possível ou não foi viável, constituindo esse conjunto: países “observadores”, países com acordo de colaboradores (onde o Brasil se inclui), e outros países em que há apenas contatos científicos. O objetivo principal do laboratório é estudar e explorar duas questões fundamentais da física: a composição e as forças que mantêm a matéria unida (FILHO, 2009). Deste modo, em busca dos seus objetivos, vários estudos e experimentos são realizados no laboratório, dentre eles se destacam os aceleradores de partículas. O CERN é constituído por uma série de aceleradores de pequeno porte responsáveis por elevar a energia de um feixe de partículas. Cada acelerador injeta um feixe de partículas em um próximo acelerador, no qual o mesmo fica responsável por elevar a energia ainda mais, e assim sucessivamente. O LHC (Large Hadron Collider) é o último estágio dessa cadeia de aceleradores. Além de ser o maior deles, é nele que a energia chega ao seu máximo dentro do experimento (PEREIRA, 2014). Este processo será mais detalhado na próxima seção.

Ao todo, o CERN, emprega pouco mais de 2.400 pessoas, sem contar as pessoas de instituições externas que são em maior número, sendo necessárias na construção dos aceleradores de partículas e para assegurar o seu bom funcionamento. E ainda, cerca de 10.000 cientistas visitantes de mais de 113 países vêm para CERN para realizar a sua pesquisa (CERN, 2015f).

2.2 O LHC

O LHC é, atualmente, o maior e mais poderoso acelerador de partículas do mundo (SANCHEZ, 2010). Realizou a sua primeira operação em 10 de setembro de 2008. O LHC possui um formato de anel circular com aproximadamente 27 km de circunferência e está localizado a 100 m de profundidade. Quando ele está em operação, dois feixes de prótons são acelerados em sentidos opostos dentro de tubos mantidos à ultra vácuo (CERN, 2015e). Os feixes então são acelerados a uma velocidade próxima a da luz, sendo guiados e mantidos por eletroímãs até atingirem a velocidade desejada. Na sequência, os feixes são levados à colisão em pontos específicos entre os seus 4 principais detectores: ATLAS, CMS, ALICE e LHCb, os quais podem ser visualizados na Figura 2 (CERN, 2015b).

De maneira geral, os experimentos detectores objetivam a monitoração dos resultados das colisões, e cada detector possui uma função específica:

- CMS (*Compact Muon Solenoid*)

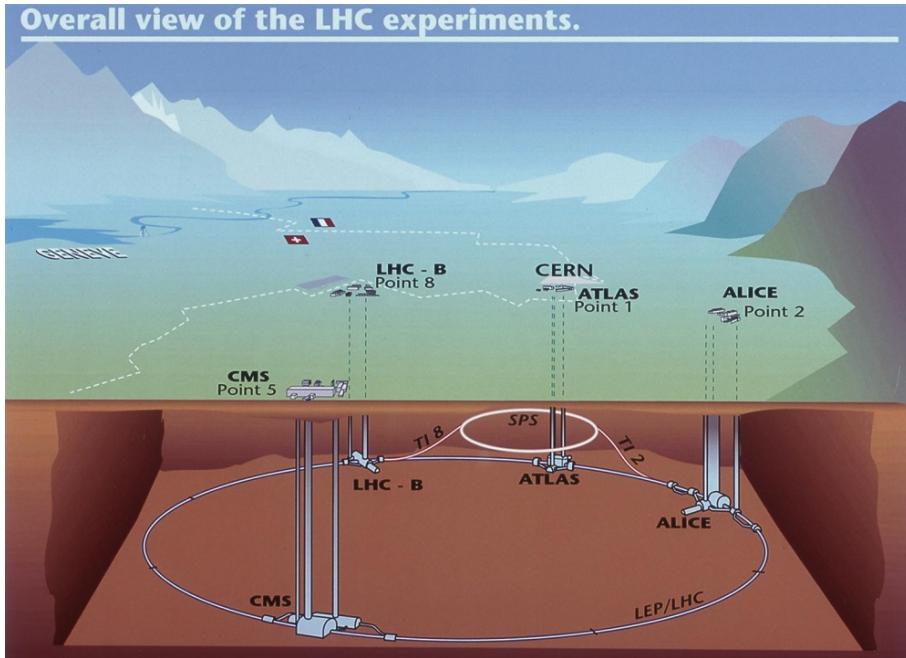


Figura 2: Visão geral dos experimentos do LHC (TEAM, 1999).

Experimento de propósito geral para estudo do bóson de *Higgs*, de partículas supersimétricas e de física de íons pesados (EVANS; BRYANT, 2008).

- ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*)

Também é um experimento de propósito geral que realiza o armazenamento das colisões próton-próton no LHC. Foi otimizado para ter o máximo alcance possível da física proposta pelo LHC (AAD et al., 2008).

- 3. ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*)

O ALICE é o único experimento do LHC inteiramente dedicado à física de colisões nucleares. Seu principal objetivo é estabelecer e estudar a formação do plasma de quarks e glúons (ADOLPHI et al., 2008).

- LHCb (*Large Hadron Collider beauty experiment for precision measurements of CP-violation and rare decays*)

É um experimento dedicado ao estudo de violação de CP e outros fenômenos raros, oriundos do decaimento do méson-B (COLLABORATION; AAMODT et al., 2008).

O experimento ATLAS, ambiente no qual o presente trabalho foi desenvolvido, será apresentado em mais detalhes a seguir.

2.2.1 O ATLAS

O ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*) é um dos experimentos do LHC de propósito geral. Este detector investiga uma vasta variedade de possíveis fenômenos físicos passíveis de serem investigados, medindo e detectando o resultado das colisões entre feixes de prótons no LHC. Alguns dos fenômenos que podem ser investigados são: a existência do bóson de *Higgs* e de outras partículas que poderiam se tornar matéria escura, por exemplo. Mais de 3000 cientistas de 174 institutos em 38 países trabalham no experimento do ATLAS (fevereiro de 2012) (CERN, 2015c).

Fisicamente, o detector possui 46 m de comprimento, 25 m de altura e 25 m de largura. Com 7000 toneladas, o ATLAS é o maior detector de partículas já construído (CERN, 2015c). O detector possui um formato cilíndrico e foi projetado para cobrir um ângulo sólido próximo a 4π , ao redor da região de colisão das partículas. Além dos Magnetos, que auxiliam na medida de momento das partículas carregadas, o ATLAS é composto por três sub-detectores: o detector de trajetórias, detector de múon e os calorímetros eletromagnético e hadrônico, como ilustra a Figura 3.

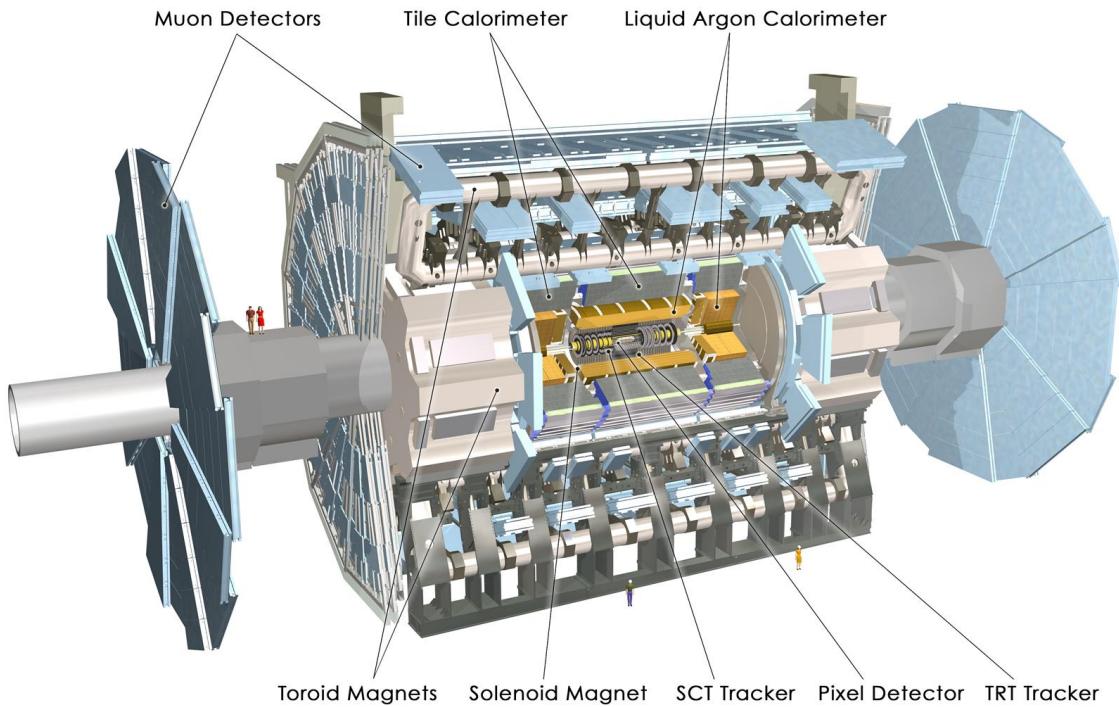


Figura 3: Ilustração do experimento ATLAS (ATLAS, 2015).

O detector de trajetórias (*Inner Detector*) é um sub-detector composto por três outros sub-detectores (Pixel Detector, *Semiconductor Tracker*(SCT) e *Transition Radiation Tracker*(TRT)), responsáveis por identificar as trajetórias das partículas car-

regadas e medir os seus momentos. Já o detector de mûon (*Muon Spectrometer*) é um sub-detector desenvolvido para identificar, filtrar e medir o momento dos mûons, partícula capaz de atravessar todo o material do detector. Por fim, os calorímetros hadrônico (TileCal) e eletromagnético (Argônio Líquido) são sub-detectores desenvolvidos para absorver e medir a energia das partículas que reagem de forma hadrônica e eletromagnética, respectivamente (PEREIRA, 2014).

O foco principal deste trabalho é voltado para os sistemas de estimação de energia presente no calorímetro hadrônico, mais especificamente, na estimativa da informação de energia a ser usada pelo novo sistema de filtragem de eventos do ATLAS. Portanto, mais detalhes sobre este detector, o sistema de *trigger* e a atualização do ATLAS serão apresentados nas próximas seções.

2.2.2 O SISTEMA DE COORDENADAS DO ATLAS

Com o intuito de proporcionar um melhor entendimento sobre os calorímetros do ATLAS, é valido, inicialmente, compreender o sistema de coordenadas utilizado no ATLAS. Este sistema utiliza o sistema de coordenadas da mão direita: o eixo x aponta para o centro da circunferência do LHC, o eixo z é posicionado sobre a circunferência e o eixo y é levemente inclinado em relação a vertical (CERN, 2015d). O uso do sistema de coordenadas cilíndricas é comum na maioria das análises físicas e reconstruções de trajetórias das partículas. O sistema de coordenadas cilíndricas utilizado no ATLAS consiste em:

- Um eixo z na direção do feixe de partículas;
- Um raio ρ que é o raio de circunferência do cilindro detector;
- Um ângulo azimutal ϕ que é o ângulo ao redor do eixo do feixe de partículas;

Com o objetivo de caracterizar rapidamente uma partícula, em geral são necessárias apenas duas variáveis, a sua energia e o seu momento longitudinal. Sendo assim também pode ser definida uma coordenada que é função de um ângulo θ de incidência (momento longitudinal). Tal coordenada é denominada de pseudo-rapidez (η) (WONG, 1994) e é definida por:

$$\eta(\theta) = -\ln[\tan(\frac{\theta}{2})]$$

Desta forma, feixes de partículas gerados perpendicularmente ao feixe do LHC (eixo z) apresentam valores de η nulos enquanto que feixes de partículas paralelos ao eixo z possuem um valor infinito de η .

As interações entre os prótons, oriundos do LHC, normalmente ocorrem de forma tangencial, de modo que a maioria dos feixes de partículas produzidos nesta interação são projetados em valores de $|\eta|$ muito altos. Por outro lado, a colisão frontal entre prótons, que são mais raras, tendem a popular a região de baixos valores para $|\eta|$.

Por consequência, em detectores de partícula provenientes de aceleradores, a taxa de feixes por unidade de tempo aumenta com o valor de $|\eta|$. A essa taxa, daremos o nome de ocupância no decorrer deste texto.

A Figura 4 exibe um desenho tridimensional que ilustra os sistemas de coordenadas cilíndrico e cartesiano utilizado no ATLAS.

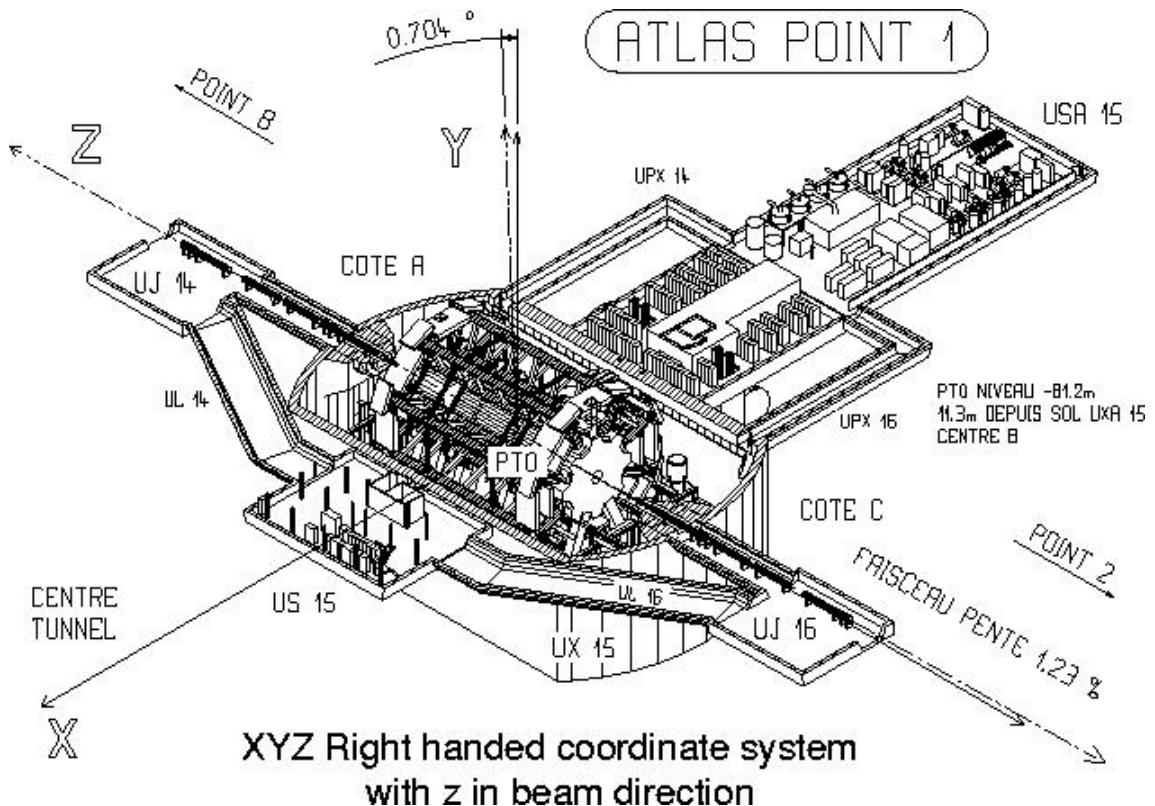


Figura 4: Sistema de coordenadas do ATLAS (CERN, 2015d).

2.2.3 A CALORIMETRIA

A calorimetria tem um papel importante no estudo da física de altas energias. Um calorímetro é um dispositivo que absorve a energia cinética total de uma partícula, e fornece um sinal que é proporcional a aquela energia. Sendo assim, é evidente a

importância dos calorímetros neste tipo de experimento. Os calorímetros podem ser segmentados em milhares de canais (células), além de medir a energia total, também podem mensurar o formato geométrico da deposição de energia, fato este que auxilia na classificação das partículas (FERBEL, 2003).

O sistema de calorimetria no ATLAS é composto por dois tipos de calorímetros, o eletromagnético e o hadrônico. O calorímetro eletromagnético absorve energia de partículas que interagem de forma eletromagnética (elétrons e fôtons), permitindo uma alta precisão da energia. Além disso, sua granularidade (cerca de 200.000 células) permite uma alta precisão na identificação da posição das partículas. Já o calorímetro hadrônico absorve energia de partículas que interagem através da interação forte (principalmente hádrons) (XAVIER, 2011). A Figura 5 ilustra a composição do sistema de calorimetria do ATLAS.

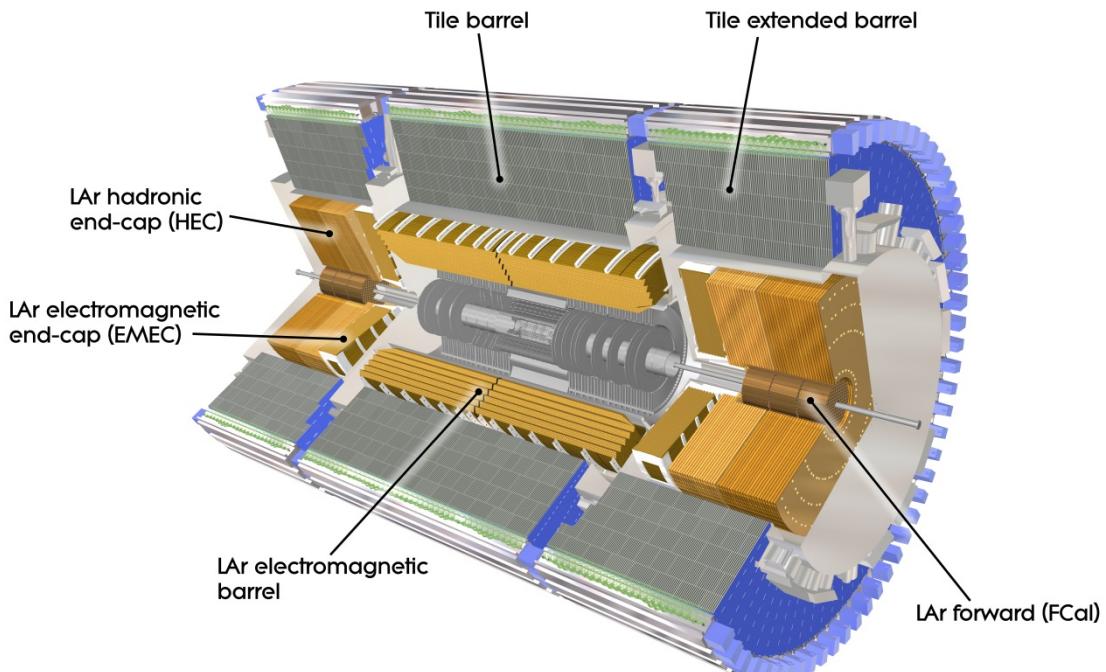


Figura 5: Composição do sistema de calorimetria (PEQUENAO, 2008).

2.2.3.1 O CALORÍMETRO ELETROMAGNÉTICO

O calorímetro eletromagnético também conhecido como calorímetro de argônio líquido ou LAR (do inglês *Liquid Argonic*), possui a função de absorver e amostrar componentes eletromagnéticas do decaimento das partículas, para isto ele faz o uso do chumbo como material absorvedor e os (amostradores) são materiais ativos compostos

por eletrodos de chumbo imersos em argônio líquido. Sua estrutura possui o formato de acordeões. Os eletrodos amostram a energia da partícula através da ionização das células do calorímetro.

Este calorímetro pode ser dividido em duas partes fundamentais: o barril (do inglês barrel) e as duas tampas (*end-caps*). Em conjunto, estas partes cobrem o espaço ao redor do ponto de colisão até um valor de $|\eta| = 3,2$. A porção do barril estende-se de $|\eta| = 0$ até $|\eta| = 1,475$ e as tampas de $\eta = 1,375$ até $\eta = 3,2$, com uma região de $|\eta| = 1,3$ até $|\eta| = 1,6$ de baixa resolução de energia. A tampa exterior abrange a região de $|\eta| = 1,375$ até $|\eta| = 2,5$, enquanto a interior de $2,5 < |\eta| < 3,2$. A Figura 6 mostra a disposição dos calorímetros hadrônico e eletromagnético no sistema de coordenadas pseudo-rapidez.

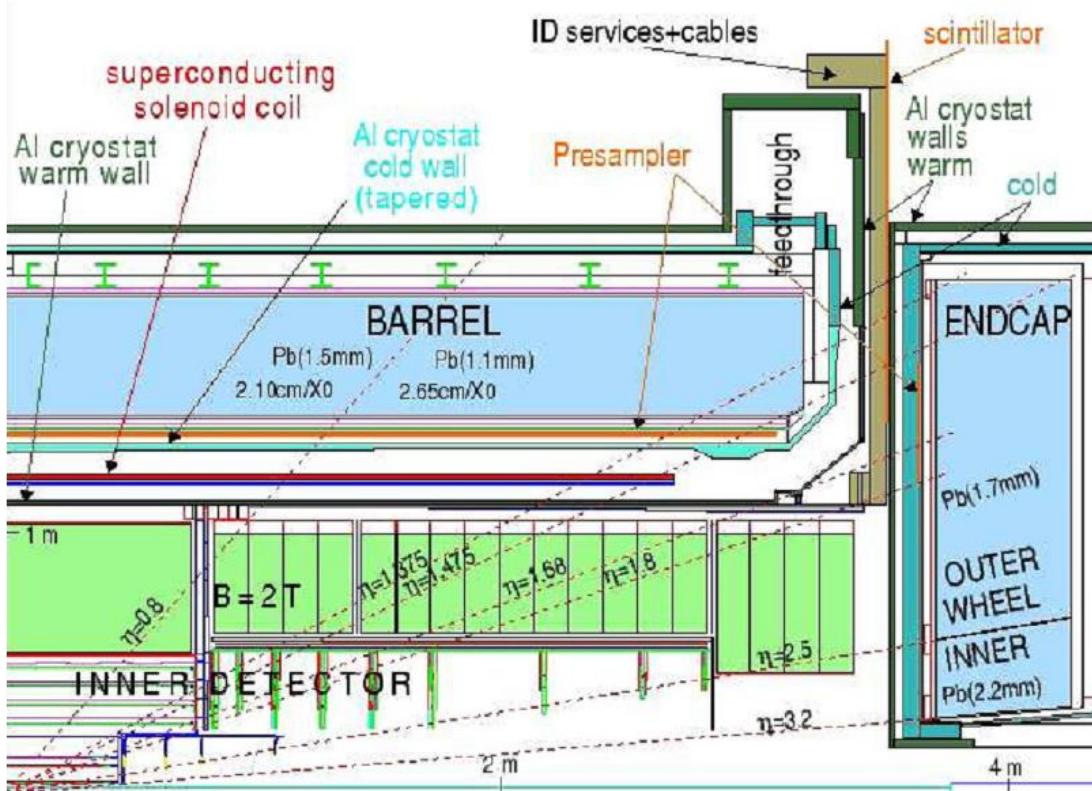


Figura 6: Calorímetros e o sistema de coordenadas (HADLEY, 2010).

2.2.3.2 O CALORÍMETRO HADRÔNICO

O calorímetro hadrônico também é conhecido como TileCal (ou Tile Calorimeter), pois este utiliza placas cintiladoras, em forma de telhas, como material ativo e placas de aço como material absorvedor (PERALVA, 2012). O TileCal funciona medindo a energia de "hádrons", partículas constituídas de quarks e glúons (por exemplo, prótons,

nêutrons, pions e kaons). Além disso, ele fornece a medida indireta da presença de partículas que não interagem, como os neutrinos. As medições destas partículas são importantes pois permitem a descoberta de novas partículas tais como o bóson de Higgs e partículas supersimétricas (CMS, 2015).

Fisicamente, o TileCal abrange as proporções do barril (LB, do inglês *Long Barrel*) ($0 < |\eta| < 1,0$) e sua extensão (EB, do inglês *Extended Barrel*) ($0,8 < |\eta| < 1,7$) da seção hadrônica dos calorímetros. Os cintiladores em forma de telha, com aproximadamente 3 mm de espessura, são posicionados perpendicularmente ao feixe de colisão e são separados por placas de aço de 4 a 5 mm de espessura, formando uma estrutura de arranjo quase periódico de ferro-cintilador. Esta estrutura é montada numa forma cilíndrica com raio interno de 2,28 m e externo de 4,23 m. Em comprimento, ou seja, no sentido da altura do cilindro, o TileCal é ainda dividido em três partes: um barril central de 5,64 metros e outros dois de 2,91 metros nas posicionados nas extremidades do barril central (Figura 6). Radialmente, o TileCal é segmentado em três camadas como mostra a Figura 7. Nesta figura é mostrada também a seção transversal de uma das extensões do TileCal. Pode-se observar que nesta figura a granularidade no sentido de η é mantida constante em 0,1.

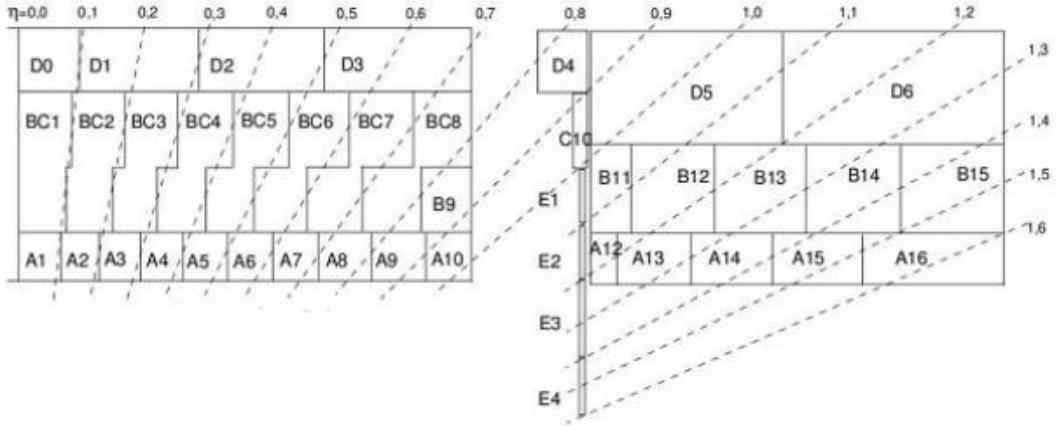


Figura 7: Segmentação do TileCal (AAD et al., 2008).

O funcionamento do TileCal, começa pela luz gerada nas interações dos cintiladores com alguma partícula. Então, esta luz é coletada por fibras óticas nas duas extremidades da telha, a fim de ocorrer uma redundância na coleta dos dados. As fibras óticas então são estrategicamente agrupadas e acopladas a tubos fotomultiplicadores (PMT - *Photo Multiplier Tube*) de modo a formar uma célula, nos PMTs o sinal em forma de

luz é convertido em sinal elétrico, o sinal elétrico então é transmitido para um circuito de condicionamento e amplificação do sinal analógico, resultando em um pulso estável e de forma "fixa" no qual possui sua amplitude proporcional à energia depositada nas células (FILHO, 2009). A Figura 8 mostra um exemplo de um pulso característico, pela figura é possível observar que este pulso pela taxa de digitalização de 40 MHz possui a duração de 7 *bunch crossing*, e este fato é o que pode provocar problemas em altas ocupâncias, pois pode ocorrer da sobreposição de mais de um pulso numa mesma janela.

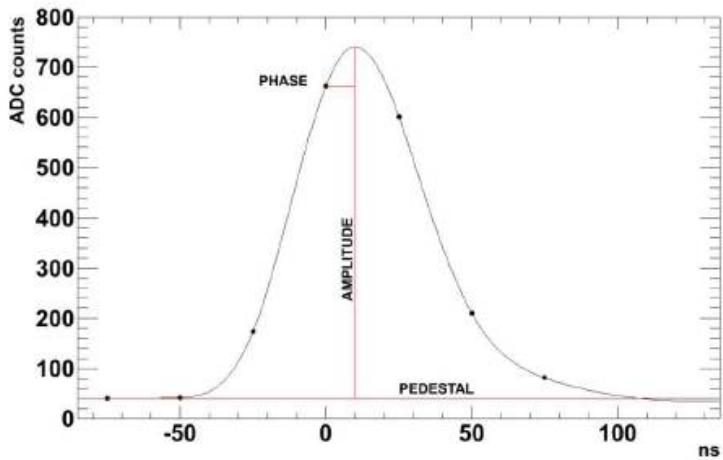


Figura 8: Segmentação do TileCal (PERALVA et al., 2013).

Assim, o principal objetivo do TileCal é contribuir para a reconstrução da energia dos jatos (feixes de partículas em sua maioria composta por hadrons) produzidos pelas interações próton-próton e auxiliar no cálculo do momento transverso faltante. Este último é possível pois, se houver um desbalanceamento no momento final resultante, pode-se inferir essa energia aos neutrinos, que não são detectados em nenhuma das camadas do ATLAS. Logo, este calorímetro deve contar com uma boa resolução em energia em toda sua dimensão radial, uma boa linearidade e uniformidade nas direções transversais e longitudinais. Deste modo, a construção de cada barril do calorímetro é composta por 64 módulos, onde cada módulo, realiza a cobertura de um ângulo de 5,6° no eixo azimutal. Em cada módulo é fixado um suporte onde se encontra toda a eletrônica de leitura. A eletrônica de leitura inclui circuitos de *front-end* e digitalizadores de sinais, que são projetados de acordo com as características de alta velocidade e baixo ruído das fotomultiplicadoras. Existem cerca de 10.000 canais de leitura. E os circuitos eletrônicos se encontram localizados na parte externa do calorímetro onde são agrupados em blocos de 24 pares de PMT. A Figura 9 ilustra um módulo do TileCal (FILHO, 2009).

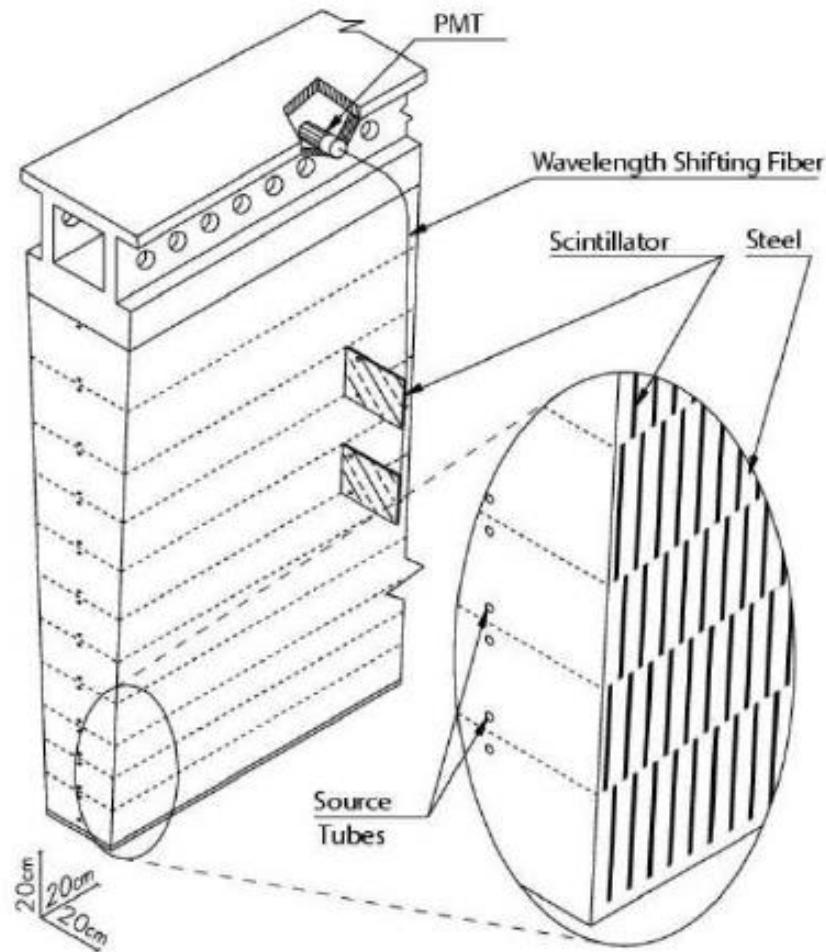


Figura 9: Módulo do TileCal (AAD et al., 2008).

2.2.4 O SISTEMA DE TRIGGER ATUAL DO ATLAS

As interações nos detectores do ATLAS geram um enorme fluxo de dados (CERN, 2015c). Para processar estes dados, o ATLAS utiliza um avançado sistema de *trigger* com o principal objetivo de selecionar quais eventos devem ser armazenados e quais podem ser ignorados (CERN, 2015c). Este avançado sistema de *trigger* no ambiente do ATLAS, na verdade, é um sistema de filtragem *online* que realiza a seleção de eventos de interesse. Esse sistema de filtragem é composto por três níveis, citados, em ordem crescente de complexidade e tempo de processamento:

1. O primeiro nível (LVL1) é implementado em *hardware* e recebe a informação vinda dos sub-detectores de múons e calorímetros do ATLAS. O LVL1 foi proje-

tado para operar numa frequência de 40 MHz. Os sinais oriundos da eletrônica de leitura de cada sub-detector chegam ao Processador Central de Filtragem (do inglês *Central Trigger Processor*, ou CTP) onde a decisão é realizada com base nos eventos interessantes para a física. O LVL1 trabalha em uma menor granularidade do que as células, o sinal a ser processado é proveniente de torres de *trigger* que é um somatório de todas as células dentro de um $|\eta|=0,1$ (ver Figura 7). Assim, neste nível espera-se selecionar eventos interessantes respeitando uma taxa de saída de informação de 100 kHz. Este trabalho está inserido neste nível de filtragem que será abordado em mais detalhes na próxima seção.

2. O segundo nível de filtragem é implementado por *software* e recebe informações oriundas das Regiões de Interesses (do inglês *Region of Interest*, ou RoI) definidas pelo LVL1. O segundo nível recebe a informação filtrada pelo LVL1 junto com as RoI gerada pelo CTP com uma latência de $10\ \mu s$. Assim, neste nível a taxa de eventos é reduzida de 100 kHz para 1 kHz.
3. O terceiro nível de filtragem do ATLAS, chamado de Filtro de Eventos (do inglês *Event Filter*, ou EF), combina toda a informação selecionada pelo nível 2 e reduz a taxa de 1 kHz para 100 Hz. Assim como os outros níveis de filtragem, o EF armazena os dados selecionados permitindo posteriores análises que podem ser executadas de forma *offline*.

A Figura 10 ilustra um resumo do sistema de *trigger* atual:

2.2.4.1 O PRIMEIRO NÍVEL DE TRIGGER

O sistema de seleção do nível 1 é o foco deste trabalho, ele aceita dados provenientes dos detectores na taxa máxima de colisão (40 MHz). A latência, tempo para formar e distribuir a decisão do nível 1, é de $2\ \mu s$ e a máxima saída é limitada a 75 kHz (podendo chegar a 100 kHz), devido à capacidade do sistema de leitura dos sub-detectores e do nível 2 do *trigger*. Um requisito essencial no LVL1 é identificar unicamente o *bunch crossing* com um evento de interesse (intervalo de 25 ns). No caso das câmaras de mísseis, o pelo tamanho físico do espectrômetro de mísseis, que está a uma grande distância em relação ao ponto de colisão, implica em um tempo de vôo comparável ao período de *bunch crossing*. Para o calorímetro, o tempo de formação do pulso do sinal ultrapassa o tempo de *bunch crossing* (ver Figura 8). Atualmente, o LVL1 recebe um sinal analógico das torres de *trigger* e é o responsável por digitalizar

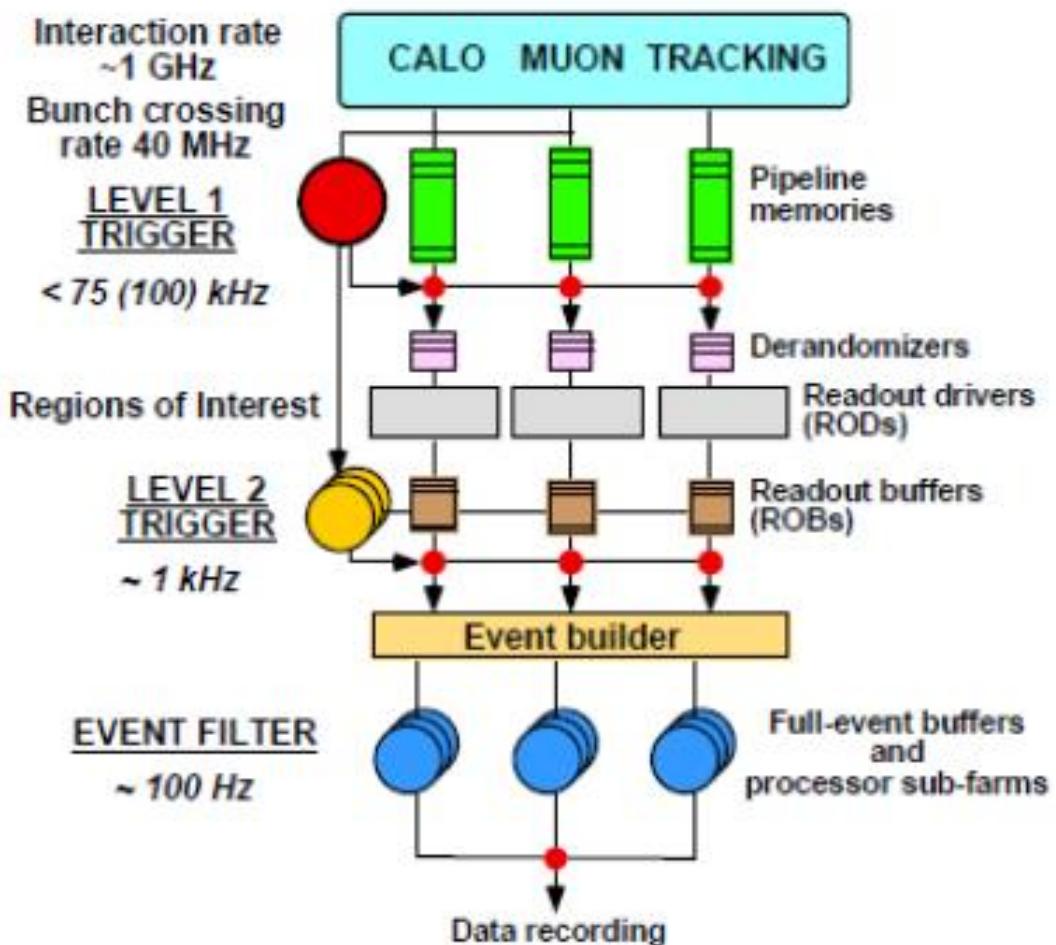


Figura 10: Sistema de Trigger atual (FALCIANO, 1996).

e aplicar os algoritmos de detecção e estimativa de energia das torres. Então, durante o processamento no nível 1 do *trigger*, todos os dados dos canais do detector são conservados em memórias pipeline. Quando um *trigger* do primeiro nível é gerado, todos os dados correspondentes a eventos selecionados pelo nível 1 são lidos no sistema de eletrônica de *front-end* dos detectores em *Read Out Drivers* (ROD). No caso dos calorímetros, as ROD's calculam a energia depositada em cada célula e, então, encaminha essa informação para os *Read Out Buffers* (ROB) onde eles são armazenados até o nível 2 tomar sua decisão. Para minimizar a latência, somente dados das regiões de interesse, definidas pelo nível 1, são transferidas para os processadores do *trigger* do segundo nível.

2.3 ATUALIZAÇÃO DO ATLAS

Atualmente, o ATLAS passa por um programa de atualização visando a sua preparação para um aumento de luminosidade. Diversos componentes de seus detectores deverão ser substituídos, contudo, uma das principais mudanças será realizada no seu sistema de interface com o primeiro nível de *trigger*, com a finalidade de lidar com os novos requisitos da alta luminosidade.

Entre 2013 e 2014 ocorreu a primeira parada do acelerador, conhecida como fase 0. Esta possuiu o objetivo de retomar o funcionamento do acelerador com uma luminosidade nominal de aproximadamente $10^{34} \text{ cm}^2 \text{s}^{-1}$ (está em unidade de luminosidade e está relacionada ao número de prótons, o tempo entre as colisões e área da seção transversal do feixe, mais detalhes sobre esta unidade serão explicados posteriormente na Seção 3.2). Uma próxima parada do acelerador está sendo planejada para ocorrer entre os anos de 2018 e 2019, denominada de fase 1. Esta fase prepara o LHC para receber picos de luminosidade aproximada de $2 - 3 \times 10^{34} \text{ cm}^2 \text{s}^{-1}$, correspondendo numa janela de 25 ns a valores entre 55 e 80 interações entre prótons, na média. Por fim, a chamada fase 2, esta prevista para ocorrer entre os anos de 2022 e 2023, chegando a um patamar de pico de luminosidade de aproximadamente $5 - 7 \times 10^{34} \text{ cm}^2 \text{s}^{-1}$.

2.3.1 O QUE SE TÊM HOJE

Na Seção 2.2.4, o sistema de *trigger* empregado no ATLAS atualmente, foi visto de forma resumida. Na presente seção, a sua eletrônica será detalhada, com o foco em partes que estão ligadas de forma direta com o presente trabalho. O objetivo é facilitar o entendimento de algumas mudanças no sistema de *trigger*.

O TileCal tem sua eletrônica dividida em duas partes, uma parte que envolve a eletrônica de *Front-End* (FE) e de digitalização, nas quais são localizadas em gavetas (*drawers*) removíveis que podem ser inseridas em um suporte, facilitando a manutenção (FERRER, 2015). Uma segunda parte, que é a eletrônica de *Back-End* (BE), possui como principal componente a ROD, onde a mesma realiza o cálculo da amplitude dos pulsos do evento selecionado (CERQUEIRA, 2012).

Num módulo atual do TileCal como exemplificado no diagrama da Figura 11, ao ocorrer um evento físico no calorímetro é gerado um sinal óptico. Então, na eletrônica de FE, um misturador de luz (*mixer*) é responsável por misturar a luz vinda de todas as fibras correspondentes a uma determinada célula, de forma a otimizar a uniformidade

da detecção da luz (PEREIRA, 2014). Na sequência, a luz é condicionada pela PMT, multiplicando o sinal produzido pela luz incidente em milhões de vezes, permitindo que pequenos fluxos de fótons façam um sinal com uma boa relação sinal-ruído. O sinal condicionado é processado num cartão 3-em-1 (*3-in1 card*). Este cartão realiza três funcionalidades: produz pulsos de saída formatados em ganhos baixo e alto para placas digitalizadoras; carregam a injeção de sinais para calibração; e realizam a integração lenta dos sinais das PMTs para o monitoramento e calibração (FERRER, 2015). Na placa digitalizadora, o sinal é digitalizado a 40 Mhz por um conversor analógico digital de 10 bits. Os sinais digitalizados de todas as células, para um evento selecionado pelo LVL1, são enviados via *links ópticos* para a eletrônica de BE (CERQUEIRA, 2012).

Com a finalidade de suprir o LVL1 com o sinal analógico proveniente da torre de *trigger*, um circuito somador ativo recebe até seis canais analógicos de sinais derivados do cartão 3-em-1, sendo cada canal decorrente de células de uma mesma torre de *trigger* (CERQUEIRA; SEIXAS; CALÔBA, 2007). Após a soma o sinal é enviado para o sistema de seleção do primeiro nível de *trigger* por meio de cabos longos de aproximadamente 70 m (CERQUEIRA, 2012). Resumindo LVL1 é responsável por digitalizar e processar o sinal para determinar a energia absorvida em cada torre de *trigger*.

No sistema de seleção do LVL1 o sinal é processado, disparando sinais, de forma a selecionar regiões de interesse para o segundo nível de *trigger*. Neste ponto, a informação utilizada pelo segundo nível, que é a energia de todas as células, já se encontra disponível nas ROD's.

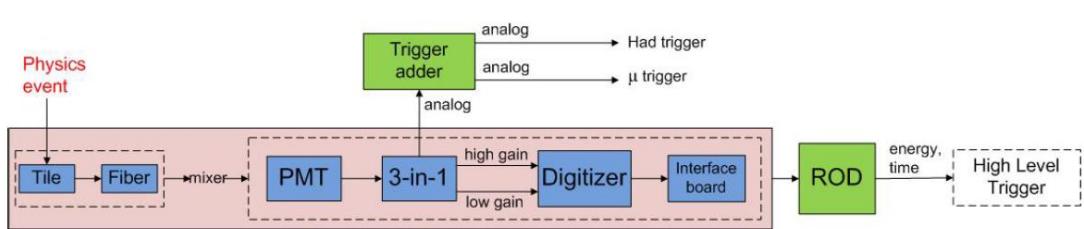


Figura 11: Diagrama da eletrônica atual (CERQUEIRA, 2013).

2.3.2 O FUTURO PÓS UPGRADE

O programa de atualização teve inicio em 2013 e tem previsão de termino entre os anos de 2022 e 2023. Este programa tem como principal objetivo, no que tange o TileCal, a preparação do mesmo para aumentar a sua tolerância a radiação, trazer melhorias na confiabilidade, aumentar a precisão, melhorar o nível 1 do sistema de

trigger, através da disponibilidade de uma resolução completa, e melhorar a relação de sinal-ruído (SNR) (CERQUEIRA, 2013).

Para a arquitetura de componentes embarcados no calorímetro, existem três opções diferentes de projetos para a eletrônica de FE, dentre elas a *Front-End-Modified 3-in-1 card*, *Front-end-QIE chip* e a *Front-End-FATALIC ASIC*. Mais detalhes sobre estas arquiteturas podem ser encontrados nas referencias (CERQUEIRA; SEIXAS; CALÔBA, 2007) e (TANG et al., 2010). Além destas mudanças, com o aumento previsto da taxa de eventos, os PMTs deverão requisitar maiores correntes necessitando de novas fontes de alimentação. Com relação à eletrônica dos componentes não embarcados no detector uma nova ROD será desenvolvida, uma sROD ("super" *Read-Out Driver*) (CERQUEIRA; SEIXAS; CALÔBA, 2007).

Outras modificações além da eletrônica estão sendo consideradas, tais como uma modificação mecânica na qual objetiva a divisão das atuais gavetas em duas mini gavetas, tal projeto seria compatível com a arquitetura da nova eletrônica escolhida. Deste modo, com a utilização das mini gavetas ocasionará uma melhora da manipulação e do acesso aos componentes, pois sua abertura seria realizada com mais facilidade (CERQUEIRA; SEIXAS; CALÔBA, 2007).

A arquitetura prevista para a nova eletrônica do detector embarcada pode ser visualizada, esquematicamente, na Figura 12 que corresponde a um modulo do TileCal baseado na nova eletrônica. Esta nova eletrônica é composta por:

1. Uma nova placa de *front-end* que deverá promover o condicionamento e amplificação dos sinais das PMTs, a digitalização (dependendo da opção de *front-end*) e funcionalidades de calibração;
2. Uma nova *Main Board* (MB) que promove a digitalização (dependendo da opção de *Front-end*) e o controle;
3. Uma nova *Daughter Board* (DB) na qual realiza o processamento de dados e faz a interface com a eletrônica de BE via links ópticos com taxas de 5 a 10 GHz com redundância.

Uma relevante modificação que vale ressaltar é que um modulo do TileCal, onde atualmente é disposto em uma única gaveta, será substituído e distribuído em 4 *Daughter Boards*. Além desta mudança, uma estação de distribuição de energia com reguladores de tensão locais nas novas gavetas será adotada, e reduzirá as derivações de tensão e ruídos de acoplamento.

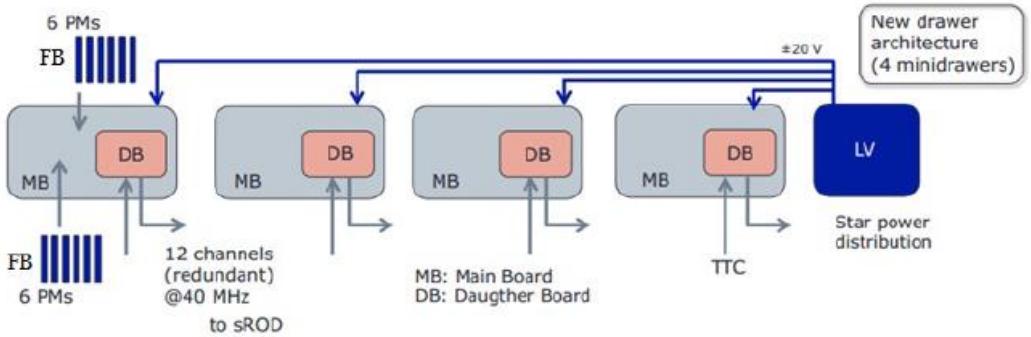


Figura 12: Diagrama da nova eletrônica (CERQUEIRA, 2013).

Em relação ao primeiro nível de *trigger*, as mudanças na eletrônica terão como consequência duas principais mudanças:

- A retirada da placa analógica somadora. Assim o primeiro nível de *trigger* deverá ser processado de forma individual para cada célula;
- Será responsabilidade do TileCal prover a informação de energia por *bunch crossing* para o primeiro nível de *trigger*.

Portanto, diferentemente do que acontecia na ROD, que só recebia sinais recortados após a validação do LVL1, a sROD deverá estimar a energia da célula em cada *bunch crossing*, ou seja, na taxa de colisão de 40 MHz. Esta informação de energia por *bunch crossing* será então passada para o segundo nível, proporcionando uma seleção de eventos mais refinada do que a do modelo atual.

Este trabalho, se concentra justamente no desenvolvimento de métodos de processamento, nos quais realizarão a estimativa da energia por BC no primeiro nível de *trigger*.

3 ESTIMAÇÃO DE ENERGIA NO PRIMEIRO NÍVEL DE *TRIGGER*

Esta dissertação tem como objetivo principal a proposta de novas técnicas para realização da estimação da energia por *bunch crossing* em cada célula. Como visto no capítulo anterior, tal estimação é requerida na arquitetura da nova eletrônica empregada no TileCal. Deste modo, neste capítulo serão abordados alguns tópicos: a técnica de estimação atual empregada no primeiro nível de *trigger*, o efeito do empilhamento de sinais que é uma das principais motivações para a substituição da técnica atual e, por fim, a metodologia empregada nas novas técnicas propostas neste trabalho.

3.1 TÉCNICA ATUAL EMPREGADA NO SISTEMA DE *TRIGGER* NO NÍVEL 1

A seleção de eventos realizada no primeiro nível de *trigger*, atualmente pode se resumir em uma sequencia de dois algoritmos: a aplicação de um Filtro Casado, que auxilia atenuando ruídos de fundo provenientes da eletrônica do calorímetro, e um circuito detector de pico, que extrai a informação no *bunch crossing* onde ocorreu a deposição de energia.

3.1.1 O FILTRO CASADO

Para sinais determinísticos imersos em ruído branco gaussiano, o Filtro Casado tem seus coeficientes proporcionais aos pesos de cada amostra do pulso característico do canal (GARVEY; REES, 1996). O efeito produzido pelo Filtro Casado é o de maximizar a relação sinal ruído (HADLEY, 2010). Esta técnica, é baseada em correlacionar o pulso característico com o sinal do próprio pulso de interesse. Esta técnica pode ser formulada a partir do problema de detecção por meio de um teste de hipóteses (TREES, 2001):

1. Hipótese H_0 : somente ruído $w[n]$;
2. Hipótese H_1 : um sinal $s[n]$ mais o ruído $w[n]$;

Sendo n a representação das amostras de um sinal temporal digitalizado numa sequência de N amostras. O problema pode ser equacionado da seguinte forma:

1. $H_0 : r[n] = w[n] \quad n = 1, 2, \dots, N.$
2. $H_1 : r[n] = s[n] + w[n] \quad n = 1, 2, \dots, N.$

Deste modo, para uma sequência de tamanho N , a razão que maximiza a eficiência de detecção é dada pela razão de semelhança da Equação 3.1:

$$L(\mathbf{r}) = \frac{f_{\mathbf{R}|H_1}(\mathbf{r}|H_1)}{f_{\mathbf{R}|H_0}(\mathbf{r}|H_0)} \quad (3.1)$$

onde $f_{\mathbf{R}|H_1}(\mathbf{r}|H_1)$ e $f_{\mathbf{R}|H_0}(\mathbf{r}|H_0)$, são as funções de densidade de probabilidade da sequência dado que H_0 e H_1 ocorreram, respectivamente.

Ao considerar a situação onde as densidades de probabilidade das amostras do ruído são gaussianas e descorrelacionadas (sendo ruído branco e com média zero), e sendo o sinal $s[n]$ determinístico, a razão da Equação 3.1 se simplifica a Equação 3.2.

$$L(\mathbf{r}) = \frac{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(r_i - s_i)^2}{2\sigma^2}\right)}{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{r_i^2}{2\sigma^2}\right)} \stackrel{H_1}{\gtrless} \stackrel{H_0}{\gtrless} \gamma \quad (3.2)$$

onde σ é o desvio padrão do ruído e γ é o patamar de decisão entre as duas hipóteses.

Aplicando a função logarítmica em ambos os lados da Equação 3.2, ela se reduz a Equação 3.3:

$$\sum_{i=1}^N r_i s_i \stackrel{H_1}{\gtrless} \stackrel{H_0}{\gtrless} \gamma' \quad (3.3)$$

onde γ' engloba todas as constantes desta equação. Assim, a equação indica que a decisão entre as hipóteses H_0 e H_1 é otimizada pelo produto interno entre o sinal recebido $r[n]$ e o sinal determinístico desejado $s[n]$. Portanto, o Filtro Casado é um filtro FIR (*Finite Impulse Response*), onde seus coeficientes são compostos pelas amostras do pulso característico que é igual a $s[-n + N]$. A Figura 13 mostra um diagrama que ilustra a filtragem casada.

A saída do Filtro Casado pode ser calibrada para que a resposta já seja dada em energia (GeV ou MeV). Para isso, são feitas *runs* (LHC ligado) de calibração para a confecção de um *look up table* em *hardware*. O valor correspondente ao pico do sinal, após o filtro, é então usado para extrair a energia depositada nesta tabela. Portanto,

a localização correta da posição do pico tem duas funções: Detectar o *bunch crossing* correto do evento e estimar corretamente a energia de pico citada.

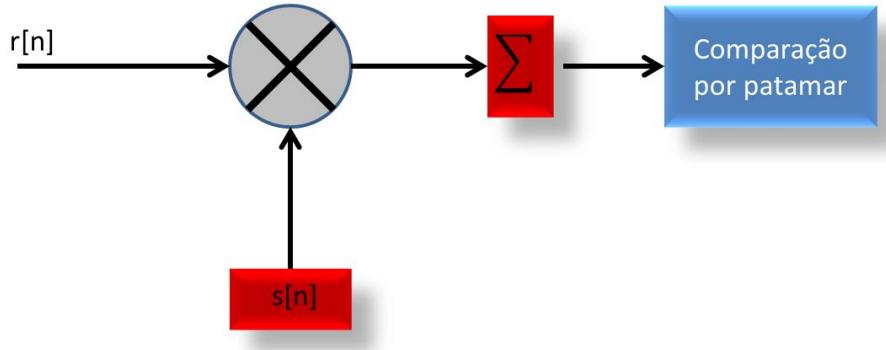


Figura 13: Modelagem do Filtro Casado.

3.1.2 DETECTOR DE PICOS

As amostras do sistema do sistema TileCal são sincronizadas com os *bunch crossing* de colisão(40 MHz), de modo que para cada amostra na saída do Filtro Casado é associado um identificador de *bunch crossing* (BCID).

A identificação do *bunch crossing* do evento de interesse, e a estimação final da energia no primeiro nível de *trigger* é concretizada com a utilização de um detector de picos, após a utilização do algoritmo do Filtro Casado. No LVL1, o detector de picos funciona com a análise de 3 amostras consecutivas do sinal, obedecendo a seguinte logica: se a amostra central for maior que as duas amostras laterais , significa que ocorreu uma interação no *bunch crossing* referente à amostra central (GARVEY; REES, 1996). Além disso, o valor da amostra central será proporcional à energia do *bunch crossing* em questão, de acordo com uma tabela de calibração. A Figura 14 ilustra o funcionamento do detector de picos, a esquerda tem-se o sinal antes da aplicação do filtro ótimo imerso em um ruído de fundo, a direita da figura tem-se a detecção do pico somente no *bunch crossing* que recebeu o deposito de alguma energia.

Esta técnica funciona adequadamente para cenários de baixa luminosidade, onde não há empilhamento de sinais. Este problema é mais bem discutido na próxima seção.

3.2 EMPILHAMENTO DE SINAIS (PILEUP)

A luminosidade corresponde à medida do número de colisões que podem ser produzidos em um detector por cm^2 e por segundo. A luminosidade tem unidade cm^2s^{-1}

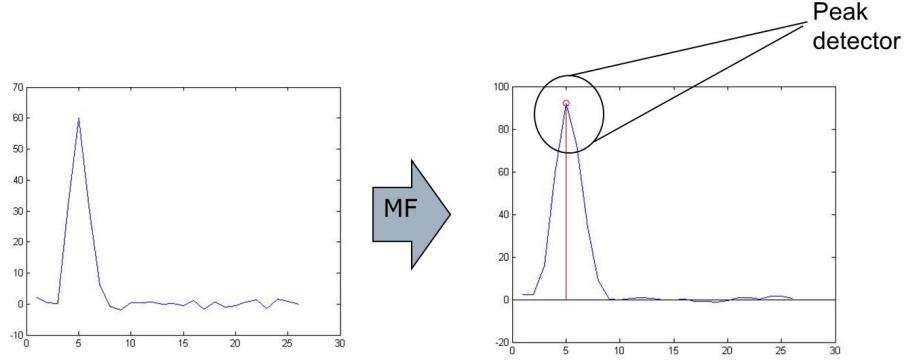


Figura 14: Detecção no primeiro nível de *trigger*.

e pode ser calculada através da Equação 3.4 (CLEMENT; KLIMEK, 2011).

$$\text{Luminosidade} \approx \frac{P^2}{t.A} \quad (3.4)$$

Onde P^2 corresponde ao numero de prótons, pois cada partícula de um dos feixes pode colidir com qualquer outra do outro feixe, t corresponde ao tempo entre as colisões e A a área da seção transversal do feixe (CLEMENT; KLIMEK, 2011).

O aumento da luminosidade no LHC, como o previsto no programa de atualização, por exemplo, leva a um aumento de probabilidade de ocorrerem múltiplas interações próton-próton num mesmo *bunch crossing*, isto será feito aumentando P e diminuindo A . Em consequência, energias de múltiplas colisões, derivadas de diferentes *bunch crossing*, podem ser depositadas em uma mesma célula do calorímetro, em um intervalo de tempo inferior ao tempo de resposta do calorímetro. A partir deste evento ocasionado por colisões adjacentes, o resultado é a observação de sinais elétricos sobrepostos. Este efeito é conhecido na literatura como *pile-up* (empilhamento de sinais). A Figura 15 exemplifica este fator, nela o sinal em vermelho extrapola a janela de um *bunch-crossing* e se sobrepõe ao sinal em preto, resultando no sinal em roxo caracterizado pelo *pile-up* (KLIMEK, 2012).

O desempenho do Filtro Casado é extremamente dependente do conhecimento prévio da forma do pulso em meio ao ruído. Como o *pile-up* modifica a forma do pulso, este método não é indicado para a operação em luminosidades elevadas, como a que será operada no LHC a partir das novas fases de *upgrade*.

Novas técnicas de detecção de sinais e estimativa de energia por *bunch-crossing* precisam ser investigadas. Esta dissertação propõe técnicas baseadas no princípio da convolução.

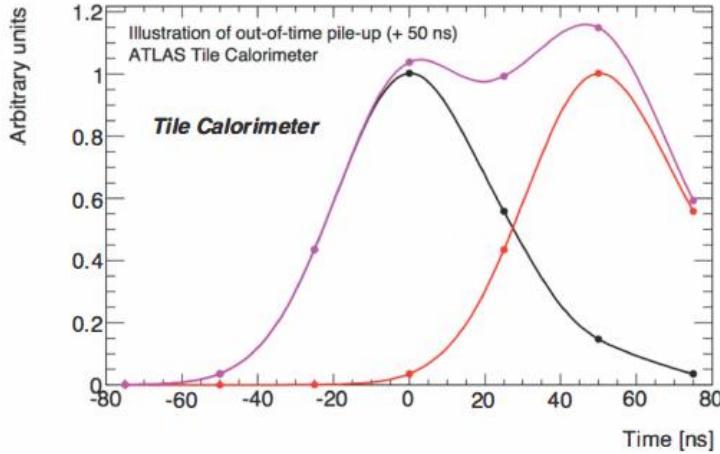


Figura 15: Efeito do pileup (KLIMEK, 2012).

3.3 TEORIA DA CONVOLUÇÃO

O empilhamento de sinais tem como efeito mudar a forma original do pulso característico do canal. Assim, o sinal resultante observado em um bunch crossing não é bem definido. Portanto, a mudança das características do sinal pode comprometer a eficiência da detecção empregada atualmente, uma vez que, o sinal $s[n]$ (mostrado na Seção 3.1.1), não possui mais seu formato determinístico.

Para uma abordagem mais robusta ao efeito do empilhamento de sinais é proposto neste trabalho, uma modelagem baseada na teoria da convolução (OPPENHEIM, 2010). A convolução é definida como um operador linear no qual ao ser aplicado a duas funções dadas, mensura a área subentendida pela superposição das mesmas em função do deslocamento existente entre elas (BRACEWELL, 2000).

No âmbito de processamento digital de sinais a convolução, em sistemas lineares e invariantes no tempo(LTI) no tempo discreto, pode ser modelada como uma relação entre entrada e saída. E em consequência das propriedades de um sistema LTI no tempo discreto, sua caracterização pode ser definida por sua resposta ao impulso, ou seja, conhecendo a resposta ao impulso, é possível calcular a saída de um sistema para qualquer entrada arbitrária (MITRA, 1998). Deste modo, essa relação pode ser desenvolvida a seguir.

Seja $h[n]$ a resposta ao impulso de um sistema LTI no tempo discreto, que é obtida aplicando-se a entrada $\delta[n]$, onde $\delta[n]$ representa a distribuição delta de Dirac que satisfaz as seguintes condições (RIFFE, 2015):

- $\delta[n] = 0$ para todo $n \neq 0$;

- $\sum_{i=-\infty}^{\infty} \delta i = 1$;

ao calcular a resposta ao impulso de $h[n]$ para a entrada $x[n]$, como o sistema é LTI no tempo discreto, a resposta à $\delta[n - 1]$ é igual a $h[n - 1]$. Assim, as respostas à $\delta[n + 1]$, $\delta[n - 2]$, $\delta[n - 3]$, ..., $\delta[n - k]$ são, respectivamente, $h[n + 1]$, $h[n - 2]$, $h[n - 3]$, ..., $h[n - k]$. Portanto, por exemplo, a resposta do sistema linear a uma entrada arbitrária $x[n] = b_0\delta[n + 2] + b_1\delta[n + 1] + \dots + b_{k+1}\delta[n - k + 1] + b_k\delta[n - k]$, se resume a:

$$y[n] = b_0h[n + 2] + b_1h[n + 1] + \dots + b_{k+1}h[n - k + 1] + b_kh[n - k] \quad (3.5)$$

Este resultado, obtido por uma entrada arbitrária $x[n]$ pode ser expresso como uma combinação linear dos pesos b_k , atrasados e avançados por sequências de amostras unitárias como na Equação 3.6:

$$x[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]\delta[n - k] \quad (3.6)$$

onde os coeficientes $x[k]$ denota especificamente o valor da k -ésima amostra da sequência $x[n]$. A resposta do sistema LTI no tempo discreto para a sequência $x[k]\delta[n - k]$ é $x[k]h[n - k]$. Assim, a resposta $y[n]$ do sistema de tempo discreto à $x[n]$ é dada por:

$$y[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]h[n - k] \quad (3.7)$$

A Equação 3.7, ainda pode ser reescrita conforme a Equação 3.8:

$$y[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[n - k]h[k] \quad (3.8)$$

Na literatura, as Equações 3.7 e 3.8 são chamadas de somatório de convolução das sequências $x[n]$ e $h[n]$ as quais podem ser representadas na forma contrata como na Equação 3.9, onde $*$ representa o somatório de convolução.

$$y[n] = x[n] * h[n] \quad (3.9)$$

Neste trabalho, o calorímetro é considerado como um sistema LTI no tempo discreto, onde sua resposta ao impulso será dada então por $s[n]$, na qual englobará toda

a cadeia de processamento interna do calorímetro.

Com esta abordagem, $h[n]$ torna-se o próprio pulso característico do TileCal ($s[n] = h[n]$) e $x[n]$ passa a ser convenientemente interpretado como o valor da energia depositada em cada *bunch crossing*. A Figura 16 representa esta abordagem de forma gráfica.

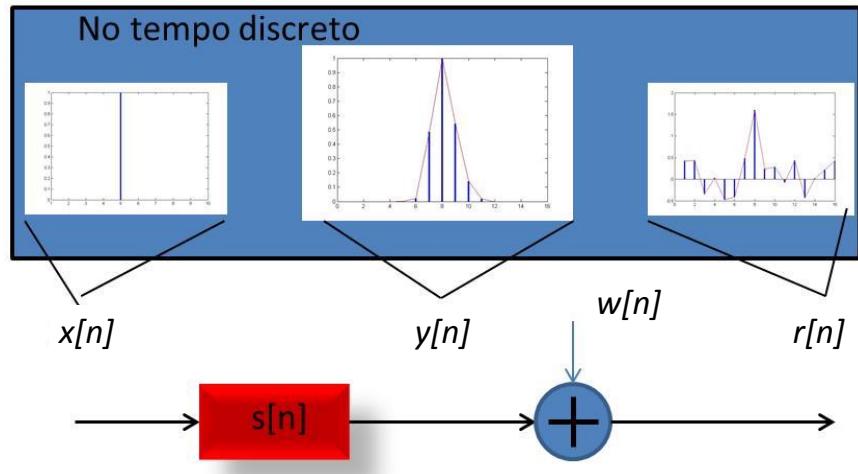


Figura 16: Calorímetro modelado como sistema linear.

Com esta abordagem, o problema passa a ser recuperar $x[n]$, a partir do conhecimento prévio de $s[n]$ e $y[n]$. Portanto, com o modelo dado pela Figura 16, o problema de estimar a energia por *bunch crossing*, para cada célula do TileCal, se sintetiza em implementar um processo *online* de deconvolução.

No próximo capítulo, com base na modelagem do calorímetro como descrito na presente seção, serão propostas algumas técnicas que realizam este processo inverso com o intuito de estimar a energia por *bunch crossing*.

4 TÉCNICAS DE ESTIMAÇÃO DE ENERGIA NO LVL1

Com base na modelagem da cadeia eletrônica interna ao calorímetro como um sistema linear, como visto na Seção 3.3, este capítulo traz técnicas que deconvoluem o sinal digital recebido $r[n]$, com o objetivo de recuperar a informação oriunda da deposição de energia por BC ($x[n]$).

A princípio foram estudadas técnicas baseadas na implementação de filtros FIR por serem de simples implementação em FPGAs (*Field-Programmable Gate Array*). Um primeiro método realiza uma abordagem determinística para a obtenção de uma aproximação de um filtro FIR que deconvolui $r[n]$. Já uma segunda abordagem busca o projeto do filtro FIR a partir da equalização de sistemas por filtragem adaptativa, onde um conhecimento *a priori* da resposta ao impulso do sistema não é necessário. Entretanto, é sabido que as energias a serem estimadas são sempre positivas e estas técnicas não permitem diretamente a inserção deste conhecimento de especialista na obtenção da resposta final. Deste modo, outras técnicas iterativas que permitem esta inserção foram também consideradas.

4.1 TÉCNICA BASEADA EM FILTRO FIR (ABORDAGEM DETERMINÍSTICA)

Partindo da resposta ao impulso de um sistema linear, é possível determinar um filtro inverso para a realização da deconvolução com o auxílio da Transformada Z .

4.1.1 TRANSFORMADA Z

A Transformada Z de um sistema LTI no tempo discreto, que pode ser caracterizado por sua resposta ao impulso, ou seja, por uma sequência $q[n]$, é definida como:

$$Q(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} q[n]z^{-n} \quad (4.1)$$

onde z é uma variável complexa. De modo geral, a variável complexa z pode ser expressa em forma polar como $z = \rho e^{j\omega}$. Um caso particular da Equação 4.1 ocorre quando se tem $z = e^{j\omega}$ com ω real (logo $|z| = 1$). Deste modo o somatório da Equação 4.1 corresponde à Transformada de Fourier de tempo discreto de $q[n]$.

Como a Transformada Z é uma função que possui uma variável complexa, ela pode ser descrita e interpretada utilizando um plano z complexo como é exibido na Figura 17. No plano z , o contorno correspondente a $|z| = 1$ é uma circunferência de raio unitário. Este contorno conhecido como circunferência unitária, representa o conjunto de pontos onde $z = e^{j\omega}$ para $0 \leq \omega \leq 2\pi$ (OPPENHEIM, 2013).

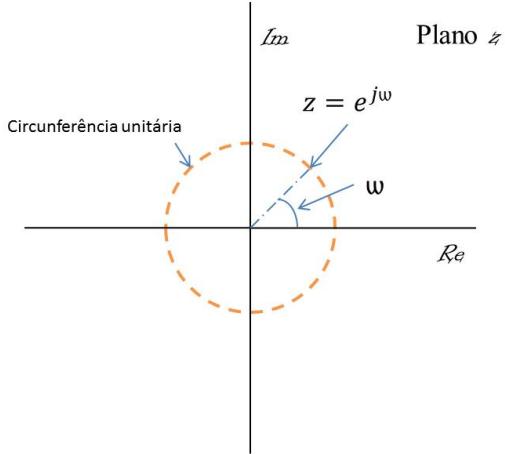


Figura 17: Plano z .

Todavia, a Transformada Z não converge para todas as sequências, ou seja, dependendo do sistema onde ela é aplicada, o somatório da Equação 4.1 nem sempre irá convergir para uma soma finita. Deste modo, um conjunto de valores de z para os quais a Transformada Z de uma sequência sempre converge é denominada de região de convergência (RDC). Para que uma sequência converja, a Transformada Z deverá ser somável em valor absoluto. Partindo deste princípio chega-se a condição da Equação 4.2:

$$|Q(z)| \leq \sum_{n=-\infty}^{\infty} |q[n]r^{-n}| < \infty \quad (4.2)$$

Logo, a convergência de uma série de potências na Equação 4.1, dependerá apenas do $|z|$, pois se for somável, consequentemente $|Q(z)| < \infty$. Então a questão da convergência pode se resumir na desigualdade:

$$\sum_{n=-\infty}^{\infty} |q[n]| |z|^{-n} < \infty \quad (4.3)$$

A RDC da Transformada Z de $q[n]$ consiste em todos os valores de z tais que a desigualdade na Equação 4.3 seja válida. Portanto, se algum valor de z , por exemplo, $z = z_1$, pertencer a RDC, então todos os valores de z na circunferência definida por $|z| = |z_1|$ também pertencerão à RDC. Como consequência, a RDC será formada por um anel no plano z centrado na origem, onde esta poderá ter um limite externo que será uma circunferência (ou não possuir um limite externo e a RDC se estender para fora em direção ao infinito), e poderá ter um limite interno que também será uma circunferência (ou não possuir limite interno e se estender para o centro incluindo a origem). Na Figura 4.1.1 as subfiguras (a), (b), (c) e (d) ilustram graficamente possíveis regiões de convergência.

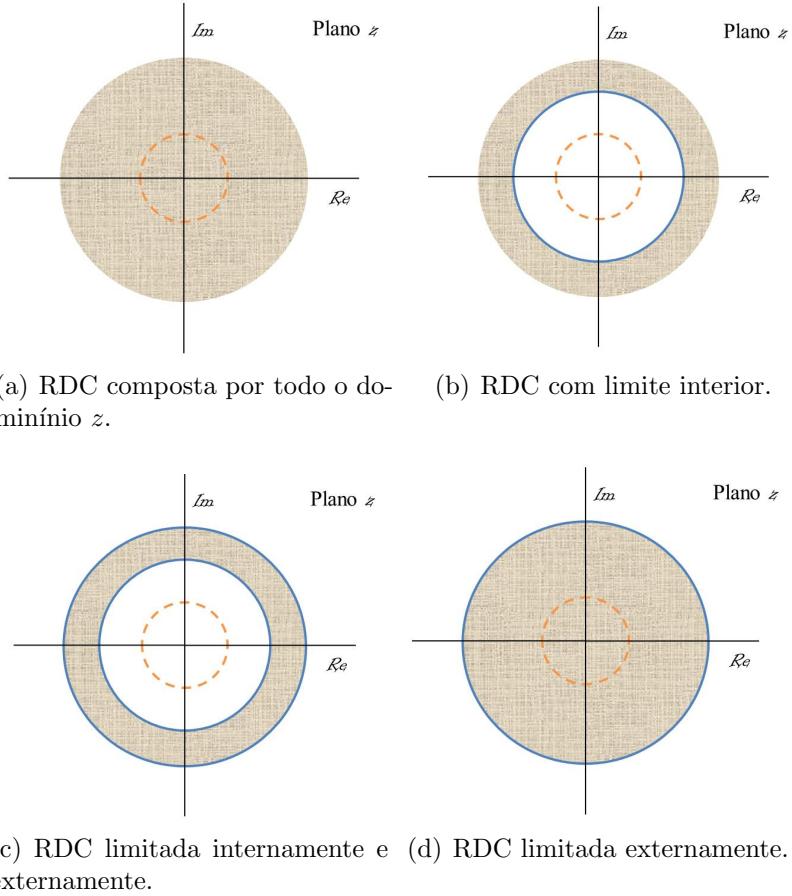


Figura 18: Exemplos de possíveis RDC's.

A Transformada Z pode auxiliar na análise de sistemas em geral, sobretudo quando a soma infinita da Equação 4.1 pode ser expressa de forma fechada, analisando $Q(z)$ como uma função racional dentro da sua RDC:

$$Q(z) = \frac{O(z)}{F(z)} \quad (4.4)$$

onde, para sistemas lineares, $O(z)$ e $F(z)$ são polinômios em z . De modo geral, os valores de z para os quais $Q(z) = 0$ são definidos como os zeros de $Q(z)$ e os valores para os quais $Q(z)$ tende ao infinito, são definidos como os pólos de $Q(z)$. Analisando como uma função racional, as raízes do polinômio do numerador produzem zeros de $Q(z)$ e as raízes do denominador produzem os pólos de $Q(z)$.

4.1.1.1 ESTABILIDADES DE SISTEMAS LTI

Algumas considerações podem ser tomadas com relação à estabilidade e causalidade:

- Um sistema LTI é estável e causal se todos os seus pólos se situarem no interior do círculo unitário (OPPENHEIM, 2013).
- Se um sistema possuir algum polo fora do círculo unitário ele não será estável causal simultaneamente (OPPENHEIM, 2013).

A Transformada Z é uma ferramenta importante, pois esta permite a análise do comportamento de um sistema no domínio da frequência, e a partir dela, características relevantes tais como a estabilidade, causalidade e a RDC do sistema podem ser avaliadas.

4.1.2 SISTEMAS INVERSOS

Dois sistemas LTI causais no tempo discreto com respostas ao impulso $h[n]$ e $g[n]$ são inversos um do outro se:

$$h[n] * g[n] = \delta[n] \quad (4.5)$$

Uma aplicação do projeto de sistemas inversos, é a recuperação de um sinal $x[n]$ que foi transmitido em um canal de transmissão $h[n]$. O sinal recebido $y[n]$, em geral será diferente do sinal $x[n]$ por causa da distorção dada por $h[n]$ do canal, ou seja, $y[n] = x[n] * h[n]$. Para recuperar o sinal original $x[n]$, é necessário passar $y[n]$ através de um sistema com a resposta ao impulso $g[n]$, no qual é a resposta ao impulso inversa do canal em questão. A saída $v[n]$ de um sistema inverso será idêntica à entrada desejada $x[n]$. A Figura 19 ilustra este processo.

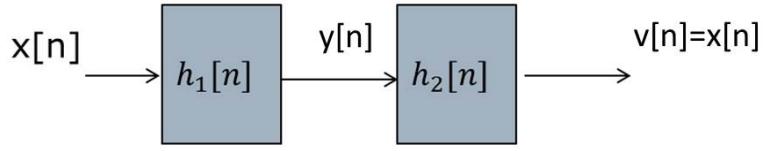


Figura 19: Recuperação a partir de um sistema inverso.

O sistema inverso pode ser representado no domínio z , aplicando a Transformada Z a ambos os lados da Equação 4.5, obtém-se:

$$H(z)G(z) = 1 \quad (4.6)$$

Da Equação 4.6, tem-se que o sistema inverso de $H(z)$ é dado por:

$$G(z) = \frac{1}{H(z)} \quad (4.7)$$

Caso $H(z)$ possua uma função de transferência racional, implicará no fato de que os pólos e zeros de $H(z)$ se tornem, respectivamente, os zeros e pólos de $G(z)$.

4.1.3 FILTROS FIR E IIR

A classificação de uma função de transferência digital baseada no comprimento da sequência de sua resposta ao impulso é dada por respostas ao impulso finitas (FIR- *finite impulse response*) e respostas ao impulso infinitas (IIR- *infinite impulse response*) (MITRA, 1998). Estas duas classificações podem ser entendidas de melhor forma a partir de um sistema SISO.

Um sistema de entrada única e saída única é conhecido como SISO (do inglês *single-input single-output*). Este sistema é descrito no domínio do tempo por uma equação a diferenças (RIBEIRO et al., 2013), na qual esta possui um formato geral caracterizado pela Equação 4.8:

$$y[n] = \sum_{j=0}^M b_j x[n-j] - \sum_{j=0}^D a_j y[n-j] \quad (4.8)$$

onde $y[n]$ é a saída, $x[n]$ a entrada, $b_j(j = 0, 1, \dots, M)$ e $a_j(j = 0, 1, \dots, D)$ são os coeficientes do sistema. Ao aplicar a Transformada Z e uma propriedade que estabelece a seguinte relação $x[n - n_0] \longleftrightarrow z^{-n_0} X(z)$ na Equação 4.8, obtém-se:

$$Y(z) = \sum_{k=0}^M b_k z^{-k} X(z) - \sum_{k=0}^N a_k z^{-k} Y(z) \quad (4.9)$$

Fazendo $a_0 = 1$, a função de transferência do sistema $Q(z)$ pode ser reescrita como (RIBEIRO et al., 2013):

$$Q(z) = \frac{\sum_{k=0}^M b_k z^{-k}}{\sum_{k=0}^D a_k z^{-k}} \quad (4.10)$$

Com a análise da Equação 4.9, o primeiro somatório não é recursivo. Portanto, este depende apenas das amostras atuais do sinal de entrada $x[n]$ e está ligado a respostas ao impulso finitas (FIR). Já o segundo somatório contém elementos recursivos onde as amostras passadas da saída $y[n]$ ($y[n-1], y[n-2], \dots, y[n-D]$) são necessárias para obter a saída $y[n]$. Este somatório representa um filtro recursivo. Tais filtros, devido à recursividade, produzem uma resposta ao impulso infinita (IIR). Em geral, filtros FIR e IIR têm características particulares:

1. Filtros IIR são geralmente usados em aplicações onde as características lineares não são relevantes.
2. Filtros FIR são filtros que mantêm as características de fase linear.
3. Em geral filtros IIR necessitam de uma ordem inferior quando se compara com a ordem de um filtro FIR para se obter desempenhos similares.
4. Em diversas aplicações filtros FIR têm preferência sobre os filtros IIR, pois eles são mais estáveis e não possuem realimentação.

4.1.4 FILTROS INVERSOS REALIZÁVEIS

Ao se tratar dos filtros inversos realizáveis, a tendência é de realizar a implementação de filtros FIR, isto ocorre devido a dois principais fatores:

- É simples verificar, analiticamente, que filtros inversos de sistemas com resposta ao impulso finita (contendo apenas zeros) dará origem a um sistema possuindo o número de pólos igual à quantidade de zeros do sistema com resposta ao impulso finita. E ainda, o sistema inverso possuirá todos seus zeros na origem.

- Outro problema é que podem existir zeros do sistema com resposta ao impulso finita externos ao círculo unitário resultando em um filtro inverso com pólos também externos ao círculo unitário, implicando em um sistema instável.

E pela motivação destes fatores, a aplicação de técnicas baseadas em filtros IIR deixaram de fazer parte do escopo deste trabalho. Assim, o foco inicial se tornou as técnicas baseadas em filtros FIR nas quais também podem apresentar problemas no processo de projeto do mesmo. Contudo, como será mostrado no capítulo de resultados, ao explorar o espectro do pulso característico do TileCal $h[n]$, no domínio z $H(z)$, o filtro inverso $G(z)$ correspondente não é um sistema estável e causal, e nesta situação o projeto de um filtro não é realizável. Para ilustrar este caso, suponha que $G(z)$ seja um sistema em que um ou mais pólos se encontrem fora do ciclo unitário. Ao considerar o sistema causal, $G(z)$, portanto será um sistema instável. Para tratar esta situação foi adotada a seguinte estratégia com a finalidade de se obter uma aproximação de um filtro realizável:

1. A princípio separar o polinômio $G(z)$ em dois polinômios $G_1(z)$ e $G_2(z)$, onde $G_1(z)$, ao considerar o sistema causal, seria estável e $G_2(z)$, com a mesma consideração, daria origem a um sistema instável. Assim, o polinômio $G_1(z)$ é obtido a partir dos polos de $G(z)$ internos ao ciclo unitário, enquanto $G_2(z)$ é obtido a partir dos polos de $G(z)$ externos ao ciclo unitário.
2. O próximo passo é tratar o polinômio que daria origem a um sistema instável obtendo uma aproximação estável do mesmo. Portanto, um passo coerente é o de inverter a sua região de convergência, permitindo que o sistema se torne não causal, resultando no sistema $G'_2(z)$.
3. O sistema $G'_2(z)$ é um sistema estável e não causal, obtendo a resposta ao impulso de $G'_2(z)$, que é $g'_2[n]$ e truncando em um valor de acordo com a ordem do filtro desejada, e com a permissão de um atraso no sistema, é possível fazer o deslocamento da sequência $g'_2[n]$ de forma que ela se torne causal com os atrasos obtendo $g''_2[n]$.
4. O último passo é obter $\check{g}[n]$ que é composto pela convolução de $g''_2[n]$ com a resposta ao impulso do sistema $G_1(z)$. O conjunto de amostras de $\check{g}[n]$ é a própria resposta ao impulso de uma aproximação do sistema inverso $G(z)$.

Logo, os coeficientes de um filtro FIR projetado que deconvolui $r[n]$ (sinal recebido de um canal do TileCal) são formados pela própria sequência $\check{g}[n]$.

Por ser uma abordagem determinística, este método é eficaz quando se conhece bem a resposta ao impulso do sistema. Porém, na prática, a resposta ao impulso do TileCal $s[n]$ não é um sinal de natureza determinística, em geral, pode ser obtido em meio ruidoso e com erros provocados pela sua digitalização. Este fato motiva a investigação de outras técnicas como a que será descrita na próxima seção.

4.2 FILTRO FIR PARA SINAIS ESTOCÁSTICOS

Neste método, também é realizado o projeto de um filtro FIR. Porem, neste caso, ao invés da utilização de uma abordagem determinística, é utilizada uma abordagem estocástica baseada na teoria de filtragem adaptativa.

A motivação desta abordagem é a natureza estocástica existente na obtenção da resposta ao impulso do calorímetro. Apesar do circuito de *shaper* permitir uma boa aproximação determinística para o sinal do calorímetro, o mesmo possui algumas estocasticidade de difícil modelagem, tais como: deformações no pulso característico com relação à amplitude, saturação, amostragem no pico(desvios de fase), adição de ruído coerente do detector etc. Além disso, como será visto, nesta técnica há a necessidade apenas do conhecimento prévio de um conjunto de desenvolvimento, nos quais devem ser conhecidas amostras de entrada e de saída do sistema. A partir de simulações de Monte Carlo do detector é possível obter estes conjunto de amostras. Assim, esta técnica, se torna viável e interessante na estimativa da energia por *bunch crossing*.

4.2.1 FILTROS ADAPTATIVOS E MODELAGEM INVERSA

Filtros adaptativos são interessantes em aplicações para sistemas dinâmicos. Em uma tomada de dados no LHC, que pode levar dezenas de horas, a luminosidade decresce com o tempo, podendo chegar a metade do seu valor no final do período de aquisição. Uma abordagem adaptativa para filtros de deconvolução, que permita obter uma dependência entre os seus coeficientes e a luminosidade instantânea, é de grande interesse investigativo.

A habilidade satisfatória de um filtro adaptativo de operar em um ambiente desconhecido e acompanhar variações estatísticas no tempo, fazem dos filtros adaptativos, poderosos dispositivos para aplicações em processamento de sinais e aplicações de controle (HAYKIN, 1996).

A aplicação de filtros adaptativos é vasta e está inserida em diversas áreas, tais

como: comunicações, radares, sonares e sismologia (HAYKIN, 1996). Mesmo sendo aplicado em áreas de naturezas completamente diferentes, em geral, eles possuem ao menos uma característica em comum: um sinal de entrada e uma resposta desejada são sempre utilizados para estimar um erro, no qual é por sua vez utilizado para controlar os valores de uma configuração de coeficientes ajustáveis do filtro adaptativo.

Os coeficientes ajustáveis podem ser utilizados de modo a ajustar pesos, refletir coeficientes, realizar a rotação de parâmetros, dependendo da estrutura empregada. Contudo, a diferença essencial entre as várias aplicações de filtros adaptativos nasce da maneira que a resposta desejada é extraída. A aplicação estudada neste trabalho é a de modelagem inversa que será descrito em mais detalhes na próxima subseção.

4.2.1.1 MODELAGEM INVERSA

Neste tipo de aplicação de filtros adaptativos, a função do filtro é produzir um modelo inverso de um sistema desconhecido. Idealmente, no caso de um sistema linear, o modelo inverso tem uma função de transferência equivalente à função de transferência do sistema inverso da planta desconhecida. Na prática, porém, geralmente é desenvolvido um filtro FIR que aproxima a resposta do sistema inverso, baseando-se em algum critério de otimização. Para tal critério costuma-se utilizar a minimização do erro médio quadrático entre o valor desejado e a saída do filtro (KAY, 1998). Nesta modelagem, a partir do conhecimento prévio de uma entrada $x[n]$ do sistema e do sinal observado na saída do sistema $r[n]$, é possível se projetar um filtro FIR que se aproxima à deconvolução de $h[n]$. A Figura 20 ilustra esta modelagem. Percebe-se que o erro entre $x[n]$ e a saída do filtro de deconvolução é usado no projeto dos coeficientes deste último.

Em geral, filtros adaptativos são voltados para aplicações em tempo real. Contudo este modelo em tempo real gera uma desvantagem que é o requerimento excessivo na elaboração e no custo do *hardware* no qual o mesmo é projetado (HAYKIN, 1996). A planta mostrada na Figura 20, de fato, exemplifica um processo de filtragem adaptativa em tempo real, no qual a cada obtenção de uma nova amostra os pesos do filtro são atualizados. Porém, este processo pode também ser implementado em bateladas, de forma que o sistema inverso possa ser determinado utilizando um conjunto de desenvolvimento, no qual é composto por um vetor de valores desejados \mathbf{x} e um vetor contendo valores da saída do sistema, \mathbf{r} . Este processo é simplificado quando o tamanho do vetor \mathbf{r} é equivalente à ordem do filtro adaptativo.

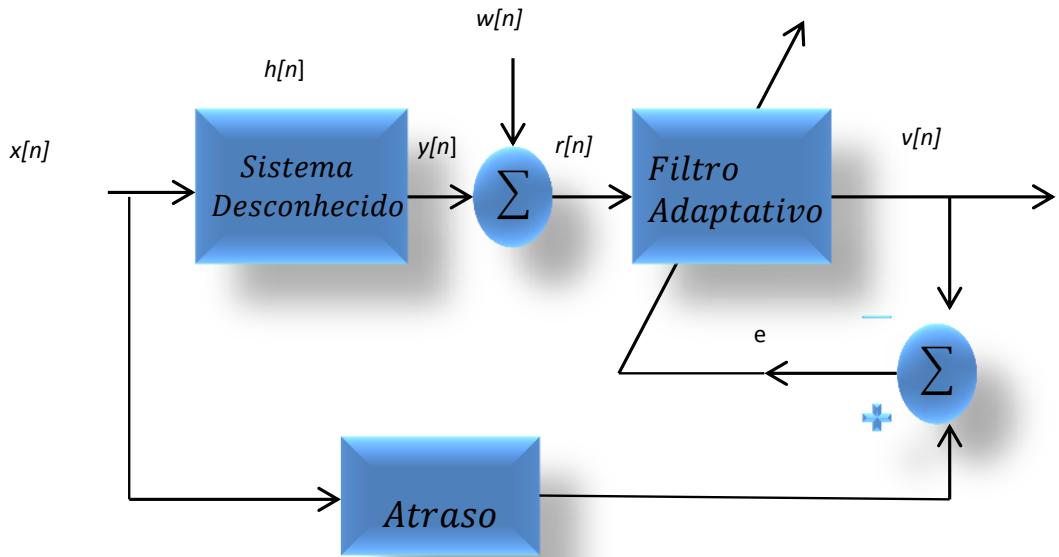


Figura 20: Modelagem inversa.

Deste modo, com \mathbf{x} e \mathbf{r} considerados vetores, a determinação dos coeficientes do filtro de deconvolução, aqui representado por $\hat{\mathbf{g}}$, resulta em um problema de estimação de parâmetros. Existem diversos estimadores, que em geral são divididos em ótimos e sub-ótimos (KAY, 1998). Contudo, o único estimador no qual nenhuma hipótese probabilística sobre os dados é necessária para o projeto é o sub-ótimo *Least Squares* (mínimos quadrados). O método utilizado neste estimador demanda apenas que se assuma um modelo de sinal. Assim, assumindo o projeto do filtro adaptativo da Figura 20, baseado na minimização do erro médio quadrático, a fundamentação neste estimador é adequada. A próxima seção detalha melhor este processo.

4.2.1.2 ESTIMAÇÃO UTILIZANDO O LEAST SQUARES

A estimação utilizando o método do *Least Squares*, resume-se na escolha dos parâmetros \hat{g} que minimizam a Equação 4.11. Esta equação é o critério de erro adotado pelo estimador, também conhecida como função custo J .

$$J(\hat{\mathbf{g}}) = \sum_{k=0}^{W-1} (x_k - v_k)^2 \quad (4.11)$$

onde W é o número de amostras coletadas, \mathbf{x} representa amostras consecutivas do sinal desejado e \mathbf{v} depende linearmente de \mathbf{r} e $\hat{\mathbf{g}}$ através de um modelo adequado para o sistema desconhecido. A função custo pode ser reescrita em função de $\hat{\mathbf{g}}$ sob uma

forma matricial. Deste modo, a dimensão de $\hat{\mathbf{g}}$, deve ser pré-definida (ordem do filtro). Portanto denota-se que $\hat{\mathbf{g}}$ possua dimensão $U \times 1$ e ainda que \mathbf{R} seja uma matriz de observação de dimensão $U \times W$ ($W > U$). Esta matriz \mathbf{R} é formada pelo deslocamento das amostras de $r[n]$, onde a primeira linha é formada pelos primeiros W valores de $r[n]$, a segunda pelo deslocamento de $r[n]$ de uma amostra e assim sucessivamente. O número de colunas deve ser compatível com a dimensão da ordem U escolhida. Desta forma, a função custo da Equação 4.11, reescrita na forma matricial em função de $\hat{\mathbf{g}}$, é dada pela Equação 4.12:

$$J(\hat{\mathbf{g}}) = (\mathbf{x} - \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}})^T (\mathbf{x} - \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}}) \quad (4.12)$$

Manipulando-se a Equação 4.12, tem -se:

$$\begin{aligned} J(\hat{\mathbf{g}}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}} - \hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{R} \mathbf{x} + \hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{R} \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}} \\ J(\hat{\mathbf{g}}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{x} - 2\mathbf{x}^T \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}} + \hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{R} \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}} \end{aligned} \quad (4.13)$$

A minimização da função custo J passa pelo processo de obtenção da sua derivada, que é dada por:

$$\frac{\partial J(\hat{\mathbf{g}})}{\partial \hat{\mathbf{g}}} = -2\mathbf{R} \mathbf{x} + 2\mathbf{R} \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}} \quad (4.14)$$

Fazendo o gradiente $\frac{\partial J(\hat{\mathbf{g}})}{\partial \hat{\mathbf{g}}}$ igual à zero, chega-se na equação $2\mathbf{R} \mathbf{x} = 2\mathbf{R} \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{g}}$, assumindo que $\mathbf{R} \mathbf{R}^T$ garanta a invertibilidade, $\hat{\mathbf{g}}$ pode ser estimado conforme a Equação 4.15. Esta equação mostra que a relação entre os pesos de $\hat{\mathbf{g}}$ e o sinal de entrada é dada pela pseudo inversa da matriz de observação \mathbf{R} (KAY, 1998).

$$\hat{\mathbf{g}} = (\mathbf{R} \mathbf{R}^T)^{-1} \mathbf{R} \mathbf{x} \quad (4.15)$$

O vetor de parâmetros $\hat{\mathbf{g}}$ estimado, corresponde à própria resposta ao impulso de um sistema inverso ao sistema desconhecido. Sendo assim, este vetor de coeficientes pode ser interpretado como um filtro FIR de ordem U que deconvolui o sistema desconhecido.

Ao considerar, convenientemente, \mathbf{r} como o sinal recebido do TileCal, e \mathbf{x} como um vetor de energias por *bunch crossing* de uma determinada célula do TileCal, $\hat{\mathbf{g}}$ se torna um filtro FIR que, posteriormente, ao ser implementado de maneira *online*, deconvolui

o sinal recebido do TileCal e, assim, a energia por *bunch crossing* pode ser estimada diretamente.

Diferentemente do método determinístico, que produz coeficientes fixos para o filtro FIR, esta abordagem permite a otimização dos coeficientes para diferentes luminosidades e níveis de ruído previstos em uma determinada tomada de dados.

As técnicas revisadas nas últimas duas seções (4.1 e 4.2), são eficientes na estimação da energia quando o sinal recebido contém empilhamento de sinais. Ambas as técnicas resultam na estrutura de um filtro FIR no qual pode ser implementado facilmente em FPGA. Estruturas de filtros FIR, em geral, recebem coeficientes projetados com valores positivos e negativos. Deste modo, dependendo do sinal de entrada $x[n]$, esses filtros, podem produzir resultados também negativos. É sabido que a energia depositada numa célula é considerada sempre positiva. Portanto, a energia à ser estimada também deverá ser sempre positiva. No entanto, não é possível inserir este conhecimento especialista nas estruturas de filtros FIR, e este conhecimento adicional pode melhorar a estimação, pois mitiga erros provocados pelo surgimento de estimativas de energias negativas. Uma abordagem que permite a inserção deste conhecimento especialista será vista na próxima seção.

4.3 MÉTODOS ITERATIVOS

Em geral, métodos de deconvolução podem ser divididos em dois grupos básicos: diretos e iterativos. Nas últimas seções foram descritos métodos diretos que realizam a deconvolução partindo de duas abordagens, uma determinística e outra baseada na filtragem adaptativa. Nesta seção, a abordagem adotada é baseada numa teoria de solução de sistemas de equações lineares, e com esta abordagem a solução pode ser obtida de forma iterativa. Portanto, diferentemente dos métodos anteriormente vistos, nos quais originam filtros FIR e, assim, podem ser aplicados a cada amostra de sinal recebida de forma direta, os métodos que serão vistos nesta seção requerem uma janela de amostras do sinal, para que de forma iterativa, seja elaborado um sistema de equações lineares e a solução do sistema, a cada iteração, converja cada vez mais para a estimativa desejada. Estes métodos são mais lentos do que os métodos diretos. Porém, os métodos iterativos trabalham a estimativa de forma simultânea com várias amostras dentro da janela, e este fato permite a implementação *online* com um atraso controlado.

A princípio será elucidado o modelo de deconvolução de Van Cittert. Tal modelo

servirá de base para a explicação dos demais métodos vistos neste capítulo, nos quais priorizam a existência de somente amostras positivas no sinal a ser recuperado. Tais métodos são o algoritmo Gold, e duas versões modificadas do Gradiente Descendente propostas neste trabalho. O algoritmo Gold é um algoritmo muito conhecido na literatura que insere esta priorização de maneira natural e será detalhado na próxima seção juntamente com os critérios para convergência do equacionamento de Van Cittert.

4.3.1 A CONVERGÊNCIA DE VAN CITERT

Com base no modelo de convolução visto no capítulo anterior, onde $y[n]$ era descrito pela convolução entre $x[n]$ e $h[n]$, ou seja, $y[n] = x[n] * h[n]$, uma convolução discreta e linear pode ser expressa como uma multiplicação de matrizes. Para elucidar este contexto, considere um sinal composto de três amostras $[h_0, h_1, h_2]$ que é convoluído com um sinal contendo também três amostras $[x_0, x_1, x_2]$ e resulta em um sinal $[y_0, y_1, y_2, y_3, y_4]$, quando utilizado um operador matricial ao sinal $[h_0, h_1, h_2]$, assim esta convolução pode ser expressa conforme o sistema:

$$\begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & 0 & 0 \\ h_1 & h_0 & 0 \\ h_2 & h_1 & h_0 \\ 0 & h_2 & h_1 \\ 0 & 0 & h_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Deste modo, a convolução linear pode ser descrita em sua forma matricial conforme a Equação 4.17:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (4.17)$$

onde \mathbf{y} é um vetor de amostras de $y[n]$, \mathbf{x} é um vetor de amostras de $x[n]$. Projetando ambos os lados da Equação 4.17 em \mathbf{H} , tem-se a Equação 4.18.

$$\mathbf{H}^T\mathbf{y} = \mathbf{H}^T\mathbf{H}\mathbf{x} \quad (4.18)$$

onde $\mathbf{H}^T\mathbf{H}$ é uma matriz Toeplitz, ou seja, é uma matriz positiva definida, tendo portanto, seus autovalores reais.

A partir da Equação 4.18 a restauração de $\hat{\mathbf{x}}$ pode ser obtida a partir de uma deconvolução iterativa, que é dada pelo equacionamento de Van Cittert, resultando na

Equação 4.19:

$$\hat{\mathbf{x}}^{iter+1} = \hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mathbf{H}^T(\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter}) \quad (4.19)$$

onde $iter$ representa o índice da iteração atual. Porém, a Equação 4.19 não converge para todos os casos, sendo necessário que se estabeleça condições para que a equação converja e para controlar a velocidade de convergência. No artigo (JANSSON, 1970) Jansson introduz um fator de relaxamento real μ . Os valores de μ que garantem a convergência são situados entre 0 e 2, para o caso em que $h[n]$ é normalizado pelo valor máximo de $|H(\omega)|$, onde $H(\omega)$ é a Transformada de Fourier de $h[n]$. Assim, para um sistema discreto linear, a Equação 4.19, com a inserção deste fator de relaxamento, é levada a Equação 4.20.

$$\hat{\mathbf{x}}^{iter+1} = \hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu \mathbf{H}^T(\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter}) \quad (4.20)$$

4.3.1.1 CRITÉRIO DE CONVERGÊNCIA

Realizando a substituição adequada da relação $\mathbf{D} = \mathbf{I} - \mu \mathbf{H}^T \mathbf{H}$ na Equação 4.20, onde \mathbf{I} é a matriz identidade, obtém-se:

$$\hat{\mathbf{x}}^{iter+1} = \mu \mathbf{H}^T \mathbf{y} + \mathbf{D} \hat{\mathbf{x}}^{iter} \quad (4.21)$$

Com $\hat{\mathbf{x}}^0 = \mu \mathbf{H}^T \mathbf{y}$, realizando sucessivas substituições na Equação 4.21 tem-se:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}^{iter} &= \mu \mathbf{H}^T \mathbf{y} + \mu \mathbf{D} \mathbf{H}^T \mathbf{y} + \dots + \mu \mathbf{D}^{iter-1} \mathbf{H}^T \mathbf{y} + \mu \mathbf{D}^{iter} \mathbf{H}^T \mathbf{y}^{iter} \\ \hat{\mathbf{x}} &= \mu (\mathbf{I} + \mathbf{D} + \dots + \mathbf{D}^{iter}) \mathbf{H}^T \mathbf{y} \end{aligned} \quad (4.22)$$

Supondo que $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ são autovalores de $\mathbf{H}^T \mathbf{H}$. Da primeira substituição realizada $\mathbf{D} = \mathbf{I} - \mu \mathbf{H}^T \mathbf{H}$, tem-se que $(1 - \mu\lambda_1), (1 - \mu\lambda_2), \dots, (1 - \mu\lambda_n)$ são os autovalores de \mathbf{D} . Se, para todo i :

$$\lim_{iter \rightarrow \infty} (1 - \mu\lambda_i)^{iter} = 0$$

então, isto significa que a Equação 4.22 converge. Para este resultado ser obtido, é necessária a simples condição de que $|1 - \mu\lambda_i| < 1$ para todo i , logo esta inequação é equivalente a Inequação 4.23:

$$(1 - \mu\lambda_i)(1 - \mu\lambda_i^*) < 1. \quad (4.23)$$

onde λ_i^* é o complexo conjugado de λ_i que pode ser escrito como $\lambda_i^* = a_i + jb_i$. Deste modo, substituindo na inequação chega-se a:

$$\mu[\mu(a_i^2 + b_i^2 - 2a_i)] < 0$$

esta inequação possui duas raízes: $\mu = 0$ e $\mu = 2\frac{a_i}{a_i^2 + b_i^2}$.

Para $i = 1, \dots, n$ existem n intervalos entre as raízes. Se a interseção ν de n intervalos existe, é possível encontrar um μ dentro da interseção ν , e a convergência da Equação 4.22 é garantida. Infelizmente, tal interseção não existe para alguns casos. Por exemplo, se todas as partes reais de λ_i não têm o mesmo sinal, a interseção não existe. Contudo, como a matriz $\mathbf{H}^T \mathbf{H}$ é positiva definida, sempre será possível encontrar um μ dentro de uma interseção ν que leva a convergência da Equação 4.19 (XU; AISSAOUI; JACQUEY, 1994). Assim, seus autovalores são reais e positivos, logo $\lambda_i = a_i > 0$. Então as duas raízes que limitam a Equação 4.21 para a convergência são 0 e $\frac{2}{\lambda_i}$ e o intervalo de convergência se torna:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_i}$$

Supondo que λ_{max} seja o maior autovalor de $\mathbf{H}^T \mathbf{H}$, então para obter uma interseção comum a todos os n intervalos possíveis:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (4.24)$$

4.3.2 O ALGORITMO GOLD

O Algoritmo Gold é um método que, a partir da escolha de um fator de relaxamento μ adequado, prioriza a estimativa de amplitudes positivas. Assim, este método atualiza o valor de μ a cada iteração de modo que é priorizada a estimativa de $x[n]$ que contenha apenas valores positivos. Como será visto, escolhendo-se um fator de relaxamento: $\mu_{ii}^{iter} = \frac{[\hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i}{[\mathbf{H}^T \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i}$, e substituindo na Equação 4.20, obtém-se:

$$[\hat{\mathbf{x}}^{iter+1}]_i = [\hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i + \frac{[\hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i}{[\mathbf{H}^T \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i} ([\mathbf{H}^T \mathbf{y}]_i - [\mathbf{H}^T \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i)$$

$$[\hat{\mathbf{x}}^{iter+1}]_i = \frac{[\mathbf{H}^T \mathbf{y}^{iter}]_i}{[\mathbf{H}^T \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i} [\hat{\mathbf{x}}^{iter}]_i \quad (4.25)$$

O resultado da Equação 4.25 é a formulação do Algoritmo Gold. Para garantir a convergência do Algoritmo Gold, é necessário que as entradas e saídas do algoritmo sejam positivas, ou seja, \mathbf{x} o vetor a ser estimado e \mathbf{y} o vetor a ser deconvoluído devem conter apenas elementos positivos. Deste modo, o algoritmo Gold obedece aos critérios de convergência de Van Cittert.

Apesar de o Algoritmo Gold priorizar o conhecimento especialista de que somente amostras positivas devem ser recuperadas e de sua convergência ser garantida, a taxa de convergência é não otimizada. Ou seja, em geral é necessário um número de iterações consideravelmente alto em aplicações em tempo real para que se atinja uma estabilização em seu erro. Assim, dependendo do tempo de execução que a aplicação requer e da velocidade que a implementação consegue ser executada, sua aplicabilidade é inviabilizada. Deste modo, a taxa de convergência do algoritmo é um fator que deve ser considerado. Neste sentido, existe na literatura o método do Gradiente Descendente no qual a taxa de convergência é otimizada. Contudo, ele não prioriza o conhecimento especialista tal como o Gold. Na próxima seção este método será visto em mais detalhes.

4.3.3 GRADIENTE DESCENDENTE

O Gradiente Descendente é um método que parte da minimização do erro médio quadrático. Este processo, inicia-se com a minimização da Equação 4.26.

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}) \quad (4.26)$$

onde \mathbf{r} é um vetor de amostras do sinal recebido e $\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}$ é um modelo linear para a convolução, como visto na Equação 4.17. O objetivo é estimar os valores do vetor \mathbf{x} que minimiza a função custo J . Por analogia à Equação 4.15, a minimização resulta na estimativa através da pseudo inversa da matriz de convolução \mathbf{H} . Conforme é mostrado na Equação 4.27.

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{r} \quad (4.27)$$

Contudo, esta minimização pode ser realizada de outra forma. Onde, nesta outra forma, faz-se o uso de uma abordagem iterativa para minimizar a Equação 4.26, sem

usar o recurso da inversão de matrizes, os valores de $\hat{\mathbf{x}}$ são estimados e devem ser atualizados na direção contrária ao gradiente da função custo J , em pequenos passos de acordo com o índice $iter$. Esta abordagem é conhecida na literatura como Gradiente Descendente, e sua formulação é dada por:

$$\hat{\mathbf{x}}^{iter+1} = \hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu \mathbf{H}^T (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter}) \quad (4.28)$$

A equação geral do Gradiente Descendente em uma aplicação de deconvolução é análoga à Equação 4.20 do método de deconvolução de Van Cittert. Na próxima subseção, será obtido um fator de relaxamento μ otimizado para a equação geral do Gradiente Descendente no qual melhora a sua taxa de convergência.

4.3.3.1 GRADIENTE DESCENDENTE COM μ ADAPTATIVO

Neste caso um fator de relaxamento μ é escolhido de forma em que a taxa de convergência é otimizada. A sua implementação segue a equação geral do Gradiente Descendente. Todavia, neste método, um μ é determinado com a finalidade de se obter o menor valor possível da função custo J na direção contrária ao gradiente da função J . Considerando, $\mathbf{df} = (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter})$, o sistema da Equação 4.28 se torna:

$$\hat{\mathbf{x}}^{iter+1} = \hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu \mathbf{df} \quad (4.29)$$

A partir da Equação 4.29, o próximo passo é determinar a taxa de convergência dinâmica μ . Assim, inicialmente reescrevemos a equação da função custo C conforme a Equação 4.30.

$$J = (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter+1})^T (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter+1}) \quad (4.30)$$

Em seguida, substituindo-se $\hat{\mathbf{x}}^{iter+1}$ da Equação 4.29 na Equação 4.30. Conforme mostra a Equação 4.31 de forma que o termo μ apareça na Equação 4.30:

$$J = (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu \mathbf{df})^T (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu \mathbf{df}) \quad (4.31)$$

O próximo passo é buscar um μ em que minimize a função custo C . Para atingir este objetivo, a Equação 4.31 é derivada e igualada à zero

$$\frac{\partial C}{\partial \mu} = \frac{\partial}{\partial \mu} [(\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu\mathbf{df})^T(\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu\mathbf{df})] = 0 \quad (4.32)$$

assim, a Equação 4.33 é encontrada.

$$\frac{\partial C}{\partial \mu} = -2(\mathbf{H}\mathbf{df})^T\{\mathbf{r} - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu\mathbf{g})\} \quad (4.33)$$

Resolvendo a Equação 4.33, chega-se à Equação 4.34.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mu} &= -2(\mathbf{H}\mathbf{df})^T\mathbf{r} + 2(\mathbf{H}\mathbf{df})^T\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu\mathbf{df}) = 0 \\ &= -2\mathbf{H}^T\mathbf{df}^T\mathbf{r} + 2\mathbf{H}^T\mathbf{df}^T\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^{iter} + \mu\mathbf{df}) = 0 \\ &= -2\mathbf{H}^T\mathbf{df}^T\mathbf{r} + 2\mathbf{H}^T\mathbf{df}^T\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter} + 2\mathbf{H}^T\mathbf{df}^T\mathbf{H}\mu\mathbf{df} = 0 \\ \frac{\partial C}{\partial \mu} &= -2\mathbf{H}^T\mathbf{df}^T(\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter}) + 2\mu\mathbf{df}^T\mathbf{H}^T\mathbf{H}\mathbf{df} = 0 \end{aligned} \quad (4.34)$$

Lembrando que $(\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{iter})$ é equivalente a \mathbf{df} , manipulando a Equação 4.34 com o intuito de isolar μ chega-se a Equação 4.35.

$$\mu = \frac{\mathbf{df}^T\mathbf{df}}{\mathbf{df}^T(\mathbf{H}^T\mathbf{H})\mathbf{df}} \quad (4.35)$$

Como este método se baseia na minimização da mesma função custo do estimador do *Least Squares*, os resultados deste método iterativo tendem para os do método direto que se baseia em filtro FIR para sinais estocásticos estimado pelo *Least Square*. Todavia, como o método do Gradiente Descendente tende para uma convergência mais rápida em relação ao método Gold, pois o seu μ é otimizado para esta finalidade, ele não leva em conta o conhecimento especialista da existência de apenas amostras positivas no sinal a ser recuperado. Para permitir a utilização deste conhecimento e, ao mesmo, utilizar a taxa ótima de convergência do Gradiente Descendente com μ adaptativo, dois outros métodos são propostos, o Gradiente Descendente Positivo e o Gradiente Descendente que exclui zeros ambos oriundos de modificações neste método do Gradiente Descendente, tais métodos serão explicados nas próximas seções.

4.3.4 GRADIENTE DESCENDENTE POSITIVO

Uma modificação intuitiva no método do Gradiente Descendente para que passe a levar em conta a existência de apenas componentes positivas no sinal a ser recuperado,

é aqui denominada de Gradiente Descendente Positivo. É realizado da mesma forma que o método do Gradiente Descendente. Entretanto, são zeradas as componentes de amostras existentes com valores abaixo de certo limiar de ruído, antes da próxima iteração. Assim não são permitidas amostras estimadas negativas ou próximas de zero.

Este método tende para uma solução esparsa do vetor \hat{x} . Técnicas modernas que procuram a representação mais esparsa de sistemas lineares vem sendo empregadas com cada vez mais frequência (ELAD, 2010) e de forma generalizada em diversas áreas cuja modelagem é da forma dada pela Equação 4.29. No caso da aplicação em questão, a representação esparsa tende a concentrar a energia em poucas componentes positivas, ao invés de "espalhar" esta informação erroneamente entre os valores positivos e negativos de energia em maior de *bunch crossing*. Portanto, métodos que tendem para uma solução esparsa positiva tendem a reconstituir as energias originais de cada *bunch crossing* com menor erro.

Apesar de sua simplicidade, o algoritmo do Gradiente Descendente Positivo, como descrito aqui, é parte central de um algoritmo moderno de representação esparsa conhecido como IRLS(*Iterated Reweighted Least Square*) (ELAD, 2010). Este é um algoritmo de uma família conhecida como algoritmos de *Shrinkage* proposto recentemente (ELAD, 2010). A prova de que este algoritmo tende para uma solução mais esparsa está fora do escopo deste trabalho. O diagrama representando o fluxograma do método proposto é mostrado na Figura 21 sua similaridade com o método pode ser vista em (ELAD, 2010).

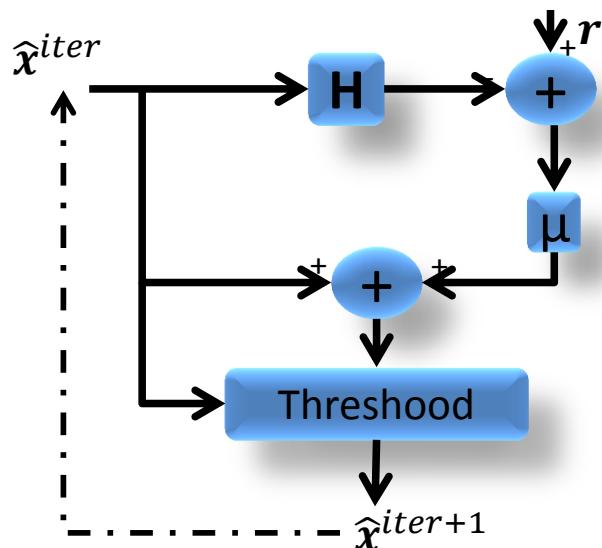


Figura 21: Modelagem em blocos do Gradiente Descendente Positivo.

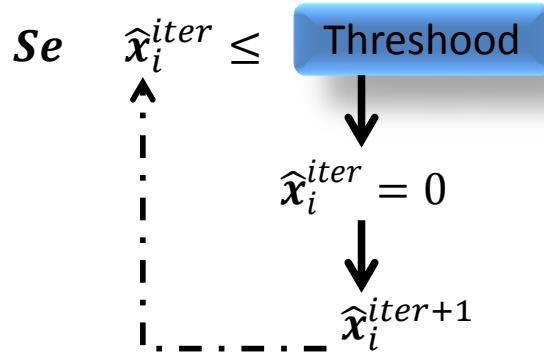


Figura 22: Fluxograma do Gradiente Descendente Positivo

4.3.5 GRADIENTE DESCENDENTE QUE EXCLUI ZEROS

Outro método proposto, com o objetivo de buscar uma taxa de convergência ainda mais rápida e com utilização de menos recursos computacionais do que o método do Gradiente Descendente Positivo, é o método do Gradiente Descendente que exclui zeros. Neste método, ao invés de se zerar as componentes negativas de $\hat{\mathbf{x}}$ a cada iteração, tal componente é excluída da próxima iteração. Com isto, ocorre uma redução da dimensão do problema de estimação a cada iteração que surgir pelo menos uma componente negativa estimada. Resultando assim, em uma convergência mais rápida. Assim, este método pode ser resumido nos seguintes passos:

- Se $\mathbf{x}_i \leq 0$;
- A componente \mathbf{x}_i é excluída das futuras iterações (resultando em uma convergência mais rápida);
- A posição da componente é armazenada;
- No final das iterações, zeros são incluídos nas posições armazenadas;

5 RESULTADOS

Neste capítulo, serão apresentados os projetos dos filtros e os resultados de simulações com o objetivo de analisar o desempenho das técnicas propostas no capítulo anterior. Para a realização destas simulações, foi adotada a estratégia da utilização de uma *Toy Monte Carlo Simulation* na qual, neste caso, simula sinais com características de empilhamento de sinais similares aos que podem ser encontradas em Monte Carlo para o TileCal (CHAPMAN, 2011). Esta simulação será explicada em mais detalhes ao longo deste capítulo em conjunto com os resultados das análises realizadas.

5.1 BANCO DE DADOS DAS SIMULAÇÕES

A fim de avaliar o comportamento das técnicas propostas sob diversas condições, foi analisado o desempenho das mesmas com relação a dois aspectos: *i* – variação da ocupância e *ii* – razão entre a energia do ruído e do sinal, denotada aqui de Υ . Esta razão está relacionada a relação sinal-ruído e será explicada em mais detalhes posteriormente.

Assim, os bancos de dados podem variar com relação à razão Υ e a ocupância utilizada. Entretanto, algumas características são comuns na geração dos bancos de dados, como os pulsos característicos do sinal utilizados na digitalização, o valor médio da distribuição exponencial na qual é realizado o sorteio da amplitude dos pulsos de característicos e a natureza do ruído de fundo. A maneira como é realizada a geração dos bancos de dados será explicada em mais detalhes nas próximas seções.

5.1.1 O PULSO CARACTERÍSTICO DO TILECAL E O DESVIO DE FASE

O pulso característico do TileCal é um conjunto de 7 amostras normalizado (amplitude unitária), que corresponde à resposta impulsiva digitalizada de um canal deste calorímetro. É evidente que, de canal para canal, pode ocorrer uma variação desta

resposta, por isso é necessário haver uma calibração para cada canal. A Figura 23 exibe as 7 amostras do pulso característico normalizado de um determinado canal do TileCal com fase zero (amostra central corresponde ao pico). Os pontos intermediários foram obtidos a partir de uma interpolação das 7 amostras.

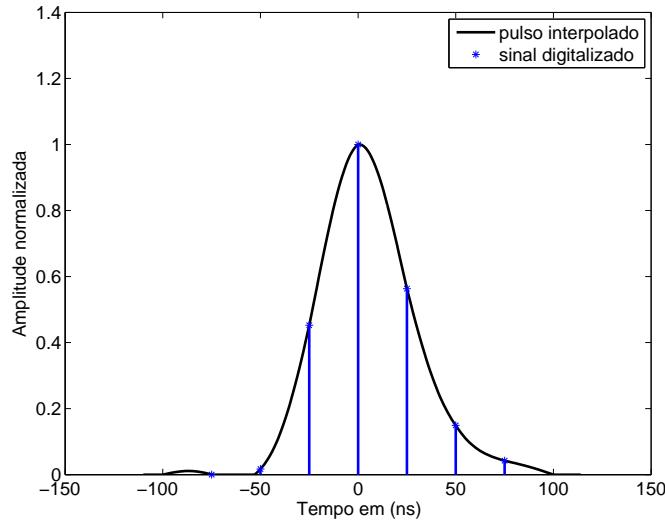


Figura 23: Pulso característico do circuito de *front-end*, referente a um canal do TileCal.

Contudo, analisando cada evento de colisão, pode ainda ocorrer erros de sincronismo na digitalização devido à diferentes tempos de vôo (*time of flight*) das partículas, provocando um desvio de fase no momento da aquisição do sinal. No TileCal considera-se a possibilidade deste tipo de erro como uma distribuição uniforme numa faixa de $\pm 5\text{ns}$. A Figura 24 mostra, de forma resumida, alguns dos possíveis sinais de referência.

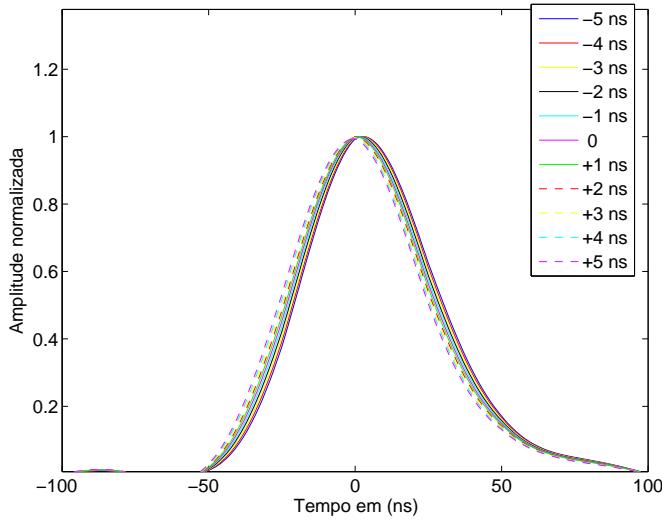


Figura 24: Pulsos com desvio de fase entre $\pm 5\text{ns}$.

5.1.2 GERAÇÃO DO BANCO DE DADOS PARA AS SIMULAÇÕES

O banco de dados utilizado nas simulações realizadas neste trabalho é gerado segundo os passos descritos abaixo:

- N amostras consecutivas de ruído branco e gaussiano são geradas, representando as amostras digitalizadas de um canal do TileCal a 40 MHz.
- Baseado na ocupância desejada é realizado um sorteio de posições (*bunch crossings*) onde ocorreram as deposições de energia. Por exemplo, uma ocupância de 50 % significa que uma a cada duas colisões, em média, terão deposição de energia na célula em questão;
- É realizado um sorteio de amplitudes (valores de energia) em uma distribuição exponencial. O valor médio desta distribuição é de 30 unidades de conversão do conversor analógico-digital (ADC). Este valor foi retirado de um *fitting* exponencial feito em distribuições de *pileup* de simulações de Monte Carlo do TileCal. Assim, a média da distribuição influencia diretamente na relação sinal-ruído. Deste modo, ela é fixada e para diferentes valores de Υ é modificada a variância do ruído aditivo;
- Com a amplitude da energia e os *bunch crossings* sorteados, é realizado um sorteio para a simulação do desvio de fase do pulso a ser gerado, utilizando uma distribuição uniforme entre $\pm 5\text{ns}$.

- Por fim, pulsos característicos com as respectivas energias e desvio de fase são sobrepostos, com suas amostras centrais localizadas nos *bunch crossings* sorteados.

5.1.3 A RAZÃO ENTRE SINAL E RUÍDO

A razão entre sinal e ruído Υ é definida como a razão entre o desvio padrão do ruído de fundo (ruído aditivo) e o valor médio da distribuição exponencial de amplitude do pulso (30 ADC). Onde, na simulação, tal média delimita a faixa de valores de saída do conversor analógico-digital(ADC). Portanto:

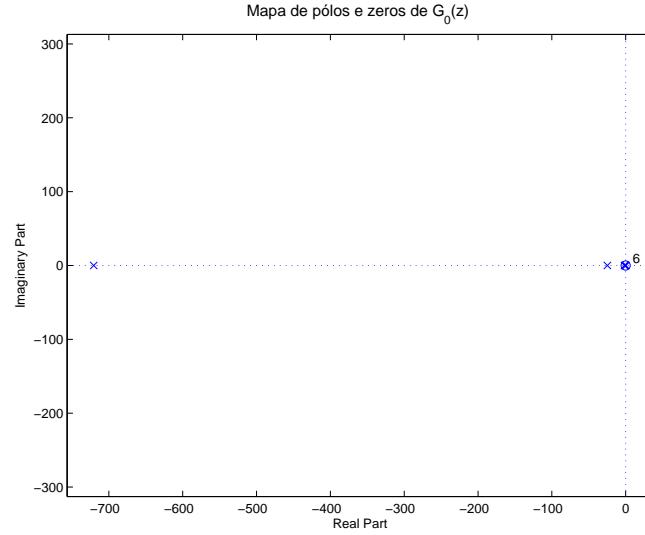
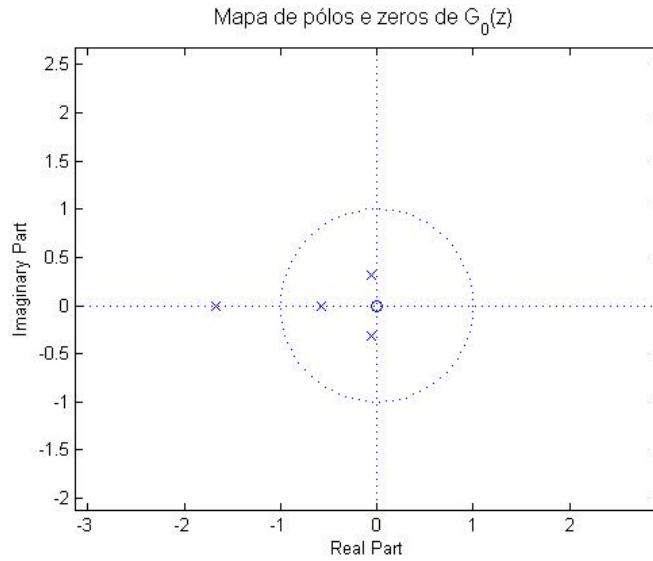
$$\Upsilon = \frac{\text{Desvio padrão do ruído}}{\text{Média da exponencial}} \times 100\% \quad (5.1)$$

5.2 O MÉTODO DETERMINÍSTICO

Conforme o que foi apresentado no Capítulo 4, o objetivo do método determinístico é obter um filtro a partir da resposta ao impulso que modela a eletrônica do TileCal. Para este fim, foi utilizado o pulso característico com desvio de fase zero, como é exibido na Figura 23. Denotando este pulso por $s_0[n]$ e sua Transformada Z por $S_0(z)$, o sistema inverso é dado intuitivamente por $G_0(z) = \frac{1}{S_0(z)}$. Como $s_0[n]$ corresponde a uma resposta ao impulso finita com 7 amostras, $S_0(z)$ terá somente zeros com pólos na origem. Inicialmente, verificou-se o mapa de pólos e zeros de $G_0(z)$ como é visto na Figura 25. A Subfigura 25(a) exibe o mapa de pólos e zeros completo. Já na Subfigura 25(b) foi realizada uma ampliação do círculo unitário para melhor visualização, lembrando que ainda existem mais dois pólos fora do círculo que não são mostrados nesta subfigura.

Pelo mapa de pólos e zeros verifica-se que o sistema inverso resultante, ao se considerar o sistema causal, não leva a um filtro realizável, pois o mesmo possui pólos externos ao círculo unitário. Para tratar esta situação e com o objetivo de se obter uma aproximação por um filtro FIR realizável, o sistema inverso $G_0(z)$ foi dividido em duas partes a partir da disposição de seus pólos. Para tal, uma parte é composta apenas pelos pólos internos ao círculo unitário ($G_{01}(z)$) e a outra composta pelos pólos externos ao círculo unitário ($G_{02}(z)$), assim como é exibido na Figura 26.

Deste modo, o sistema $G_{02}(z)$ é tratado com o intuito de se obter um filtro estável e causal cuja resposta ao impulso seja uma aproximação de $G_{02}(z)$. Primeiramente, a região de convergência de $G_{02}(z)$ é invertida, resultando em um sistema não causal

(a) Mapa dos pôlos e zeros de $G_0(z)$.(b) Mapa dos pôlos e zeros de $G_0(z)$ ampliado com foco no círculo unitário.Figura 25: Transformada Z do sistema inverso do sinal de referencia do TileCal.

$G'_{02}(z)$. Com este recurso, a sua região de convergência passa incluir o círculo unitário e, portanto, este sistema é estável e não causal. Por se tratar de um filtro IIR, $G'_{02}(z)$ apresenta resposta ao impulso infinita e deve ser truncada, gerando um filtro FIR de resposta aproximada. Ao se permitir um atraso, pode ser obtida uma aproximação de $G_{02}(z)$ que leva a um sistema $G''_{02}(z)$ causal e estável. A Figura 27 ilustra a resposta ao impulso para o filtro $G''_{02}(z)$ de ordem 19.

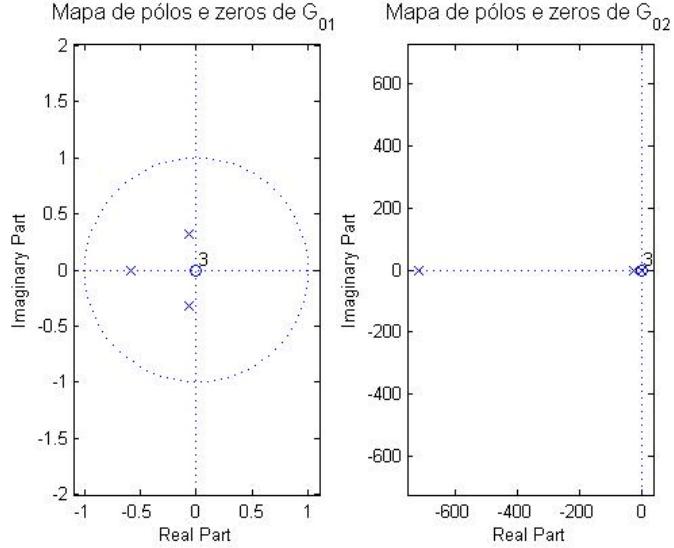


Figura 26: Mapa de pólos e zeros de $G_{01}(z)$ e $G_{02}(z)$

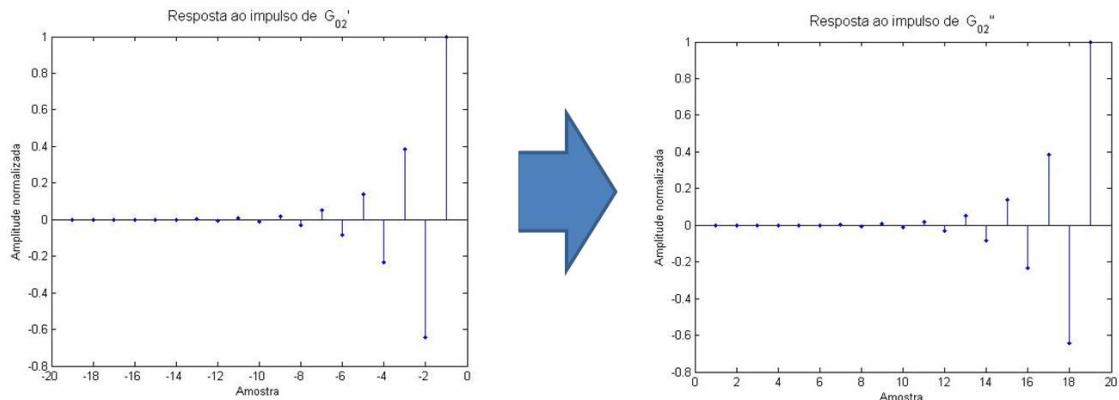


Figura 27: Resposta ao impulso de $G'_{02}(z)$ truncada em -20 e seu deslocamento no tempo $G''_{02}(z)$.

O sistema formado pela pelos pólos internos ao círculo unitário $G_{01}(z)$ é tratado de forma semelhante. Neste caso, como o sistema é estável e causal pela análise da Figura 26, é necessário apenas realizar um procedimento de truncagem na resposta impulso, resultando em um filtro FIR realizável como é mostrado na Figura 28.

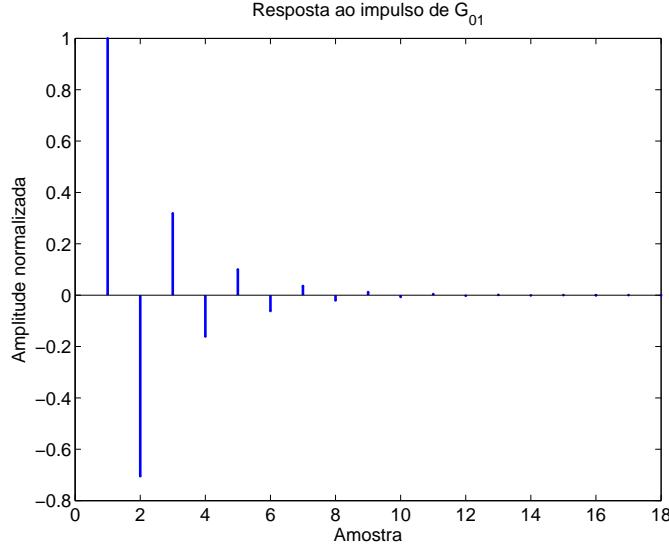


Figura 28: Resposta ao impulso de $G_{01}(z)$ truncada na amostra 18.

Seguindo os passos apresentados no Capítulo 4, o filtro FIR $f[n]$ que realiza a deconvolução aproximada é obtido a partir da convolução entre a resposta ao impulso truncada de $G_{01}(z)$ com $G''_{02}(z)$. Este filtro FIR obtido, portanto, é uma aproximação do sistema inverso $G_0(z)$. A Figura 29 exibe os coeficientes deste filtro. Vale a pena ressaltar que a ordem escolhida neste exemplo é apenas ilustrativa. Na próxima seção será realizada uma discussão para definir uma ordem mais adequada.

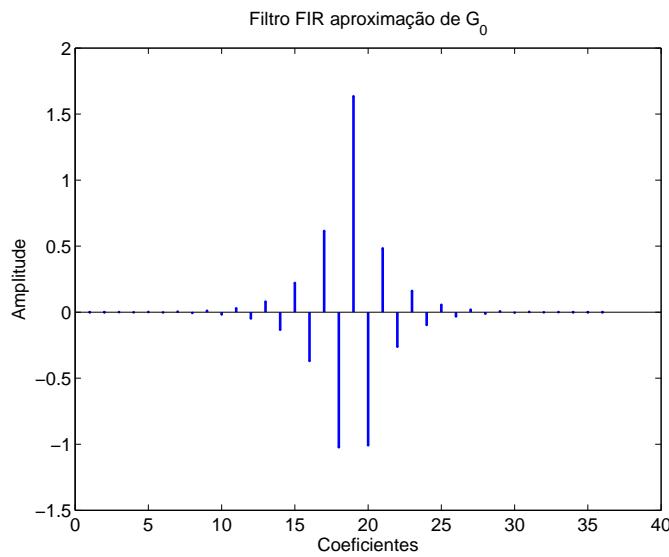


Figura 29: Filtro FIR $f[n]$ para aproximação do sistema inverso $G_0(z)$.

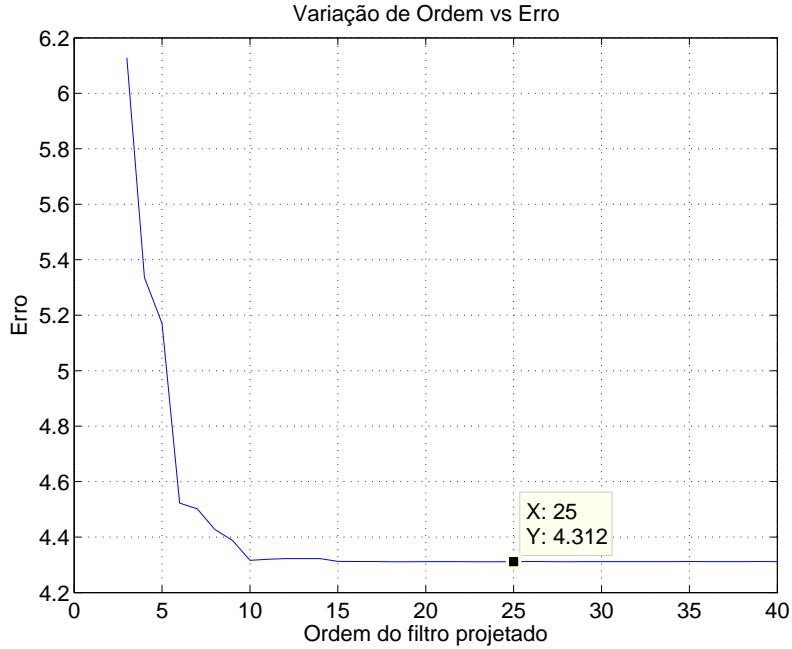
Como durante a realização dos procedimentos levou-se em consideração apenas as questões sobre a região de convergência e estabilidade do filtro, é necessário ainda

ajustar um ganho para que o filtro $f[n]$ dê a resposta na escala desejada. Este ganho é obtido realizando-se uma simulação num conjunto de desenvolvimento sem a adição de ruídos e calibrando a saída do filtro de acordo com as amplitudes do sinal de entrada. Já na próxima abordagem simulada não é necessária a inserção deste ganho, pois se trata de uma abordagem baseada diretamente no conjunto de dados. Portanto, a abordagem determinística tem a vantagem de não depender diretamente dos dados de simulação, exceto por uma calibração. No entanto, para uma simulação de Monte Carlo fidedigna, uma abordagem baseada nos dados tenderá a ter um melhor desempenho.

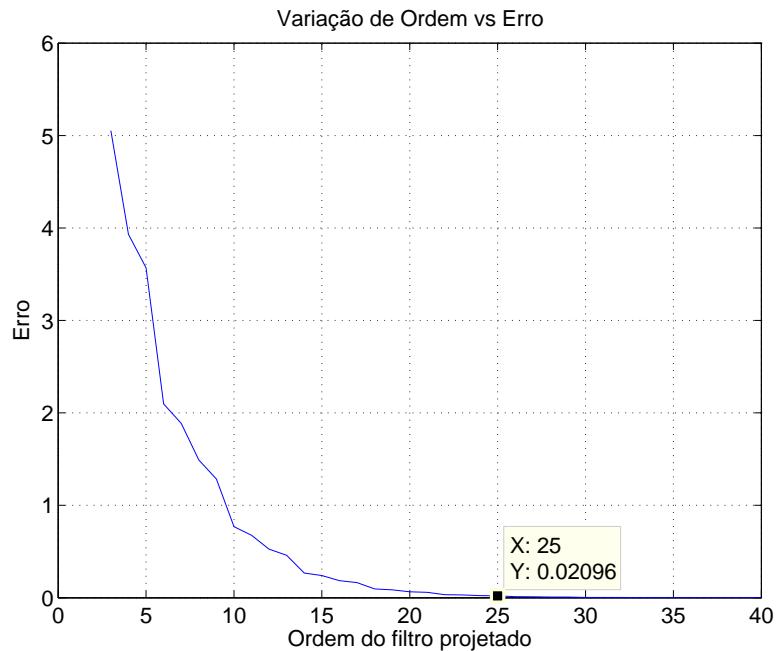
5.3 MÉTODO BASEADO EM FILTRAGEM ADAPTATIVA

As simulações realizadas com este método demandam um conjunto de desenvolvimento. Nas simulações e comparações realizadas, utilizou-se sempre a metade do conjunto de amostras do banco de dados gerado para o projeto deste filtro FIR.

Foram realizadas simulações, conforme explicado na Seção 5.1, utilizando um banco de dados contendo 100.000 amostras, onde se variou a ordem e calculou-se o RMS (*Root Means Square*) do erro entre os valores de energia estimados pelo processo de filtragem e os valores de energia verdadeiros. Para este método, o cálculo dos coeficientes são feitos utilizando a Equação 4.15 do capítulo anterior. Os gráficos da Figura 30 exibem os resultados desta simulação.



(a) Ordem vs Erro com a inserção de ruído de fundo e desvio de fase.



(b) Ordem vs Erro apenas com ruído de empilhamento de sinais.

Figura 30: Ordem do filtro FIR e o Erro.

A Subfigura 30(a) exibe o gráfico da variação de ordem pelo RMS do erro em um conjunto de dados de simulação mais próxima da realidade. Neste banco foi utilizada uma razão Υ de 4,67 %, inserção do ruído de desvio de fase e ocupância de 30%. Já na Subfigura 30(b) foi utilizado um banco de dados apenas considerando-se a ocupância

de 30% na qual é uma ocupância típica do TileCal. Pela a análise da Subfigura 30(a) verifica-se que o erro, a partir da ordem 20, começa a se estabilizar, enquanto que para uma análise considerando apenas o empilhamento de sinais (Subfigura 30(b)) constata-se que o erro chega a valores praticamente nulos a partir da ordem 25.

Numa abordagem mais geral, foi variada a ocupância de 1 % a 80 % e a ordem do filtro FIR de 3 a 33, verificando-se o RMS do erro. Neste caso, foram utilizados bancos de dados contendo 500.000 amostras, com razão Υ igual a zero e sem ruído de desvio de fase. A Figura 31 exibe o resultado desta análise.

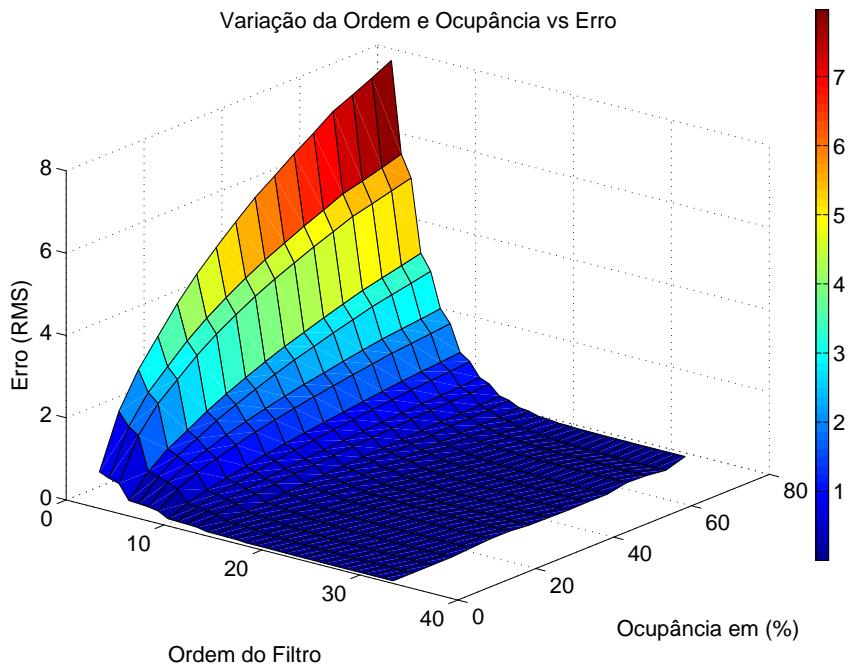


Figura 31: RMS do erro em função da ocupância e da ordem do filtro

Pela Figura 31, verifica-se que o RMS do erro aumenta de acordo com a ocupância. Entretanto, o erro começa a se estabilizar a partir da ordem 25 independentemente do valor da ocupância. Por esta razão, a ordem 25 foi fixada nas demais análises que envolvem este filtro FIR. Em consequência, com o objetivo de realizar comparações entre as técnicas baseadas em filtro FIR, adotou-se também a ordem 25 para o filtro obtido pela abordagem determinística.

Quando não é incluída nenhuma estocasticidade no sinal de referência (ruído eletrônico e desvio de fase) os dois métodos tendem a convergir para os mesmos coeficientes. Como pode ser visto na Figura 32 comparando-se os pesos dos filtros.

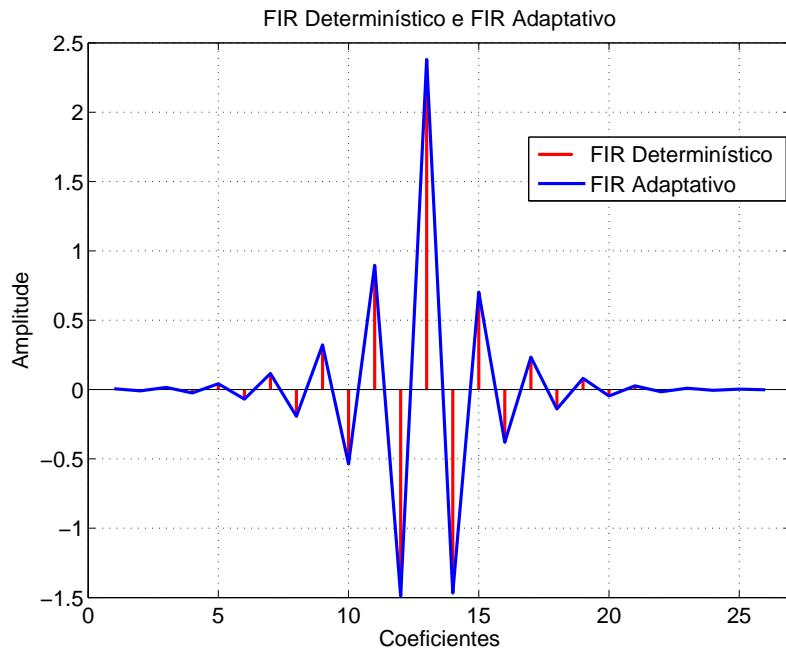


Figura 32: Comparação entre o filtro FIR Determinístico e o FIR Adaptativo.

5.4 COMPARAÇÕES ENTRE AS TÉCNICAS DIRETAS BASEADAS EM FILTRO FIR

Uma vez fixada a ordem do filtro FIR em 25, para ambos os métodos diretos, é possível realizar algumas comparações de desempenho entre eles.

A primeira análise realizada foi com relação à variação da razão Υ . Utilizou-se um banco de dados de 100.000 amostras para cada Υ , com uma ocupância fixa de 30% e ruído de desvio de fase. A Figura 33 exibe um gráfico que demonstra o erro obtido para cada Υ .

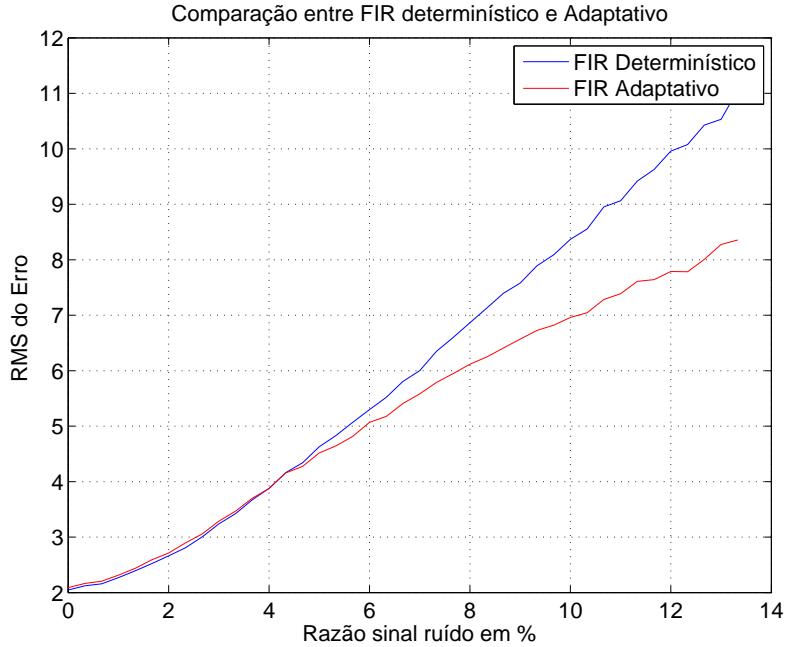


Figura 33: Comparação com relação ao aumento do ruído

Pela comparação entre os métodos propostos, a Figura 33 demonstra a capacidade do método baseado em filtragem adaptativa de modelar a estocasticidade. Assim, pelo gráfico verifica-se que o filtro FIR adaptativo é mais robusto ao ruído. Portanto, esta característica implica que em meios mais ruidosos o filtro FIR adaptativo tenderá a ter melhores resultados do que o filtro FIR obtido de maneira determinística.

Uma segunda análise comparativa realizada entre os métodos diretos os avaliou quanto ao desempenho na variação da ocupância. Esta análise é realizada de forma semelhante a anteriormente vista na presente seção. Entretanto, nesta análise a razão Υ é fixada em 4,33% e a ocupância é variada. Novamente foram gerados bancos de dados de análise e desenvolvimento para cada ocupância. A Figura 34 exibe um gráfico mostrando o erro obtido em cada porcentagem de ocupância.

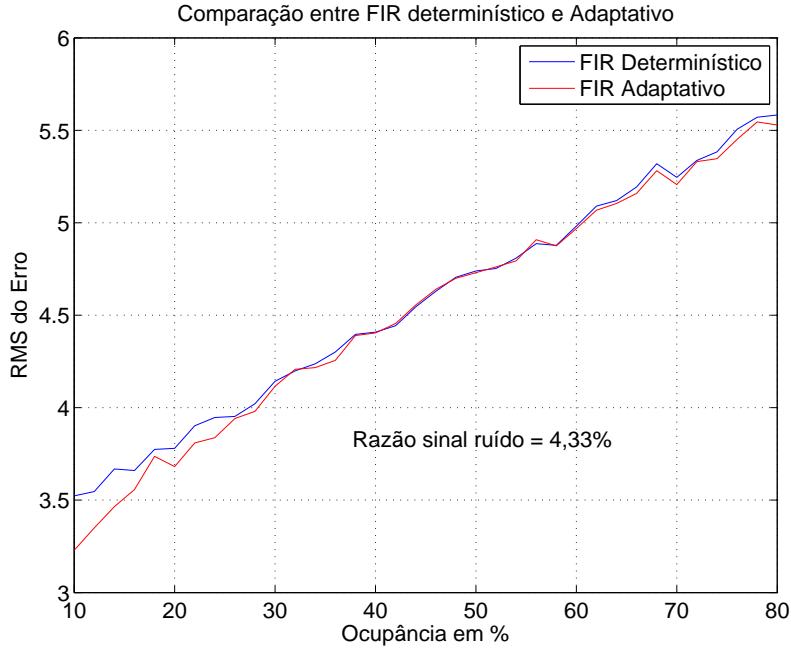


Figura 34: Comparação com relação ao aumento da ocupância.

O gráfico da Figura 34 revela que a variação da ocupância para os dois métodos produz um desempenho semelhante, no gráfico as curvas de erro traçadas para cada um dos métodos quase se sobrepõem. Para ocupâncias mais baixas o método estocástico apresenta desempenho ligeiramente superior, pois nessa região, a energia do ruído se sobressai.

De fato, pelas comparações realizadas, o método baseado em filtragem adaptativa possui algumas vantagens em relação ao método que realiza uma abordagem determinística. Uma explicação da ocorrência deste fato é que o método baseado em filtragem adaptativa dispõe de mais informações sobre o sinal e o ruído enquanto o método determinístico leva em conta apenas o pulso característico do TileCal. Seguindo esta lógica, com o intuito de inserir mais informações, foram também considerados métodos iterativos, os quais permitem inserir um conhecimento especialista no problema de estimação de energia do TileCal, que é a informação de que as energias estimadas deverão ser sempre positivas.

5.5 MÉTODOS ITERATIVOS

Como descrito no Capítulo 4, os métodos iterativos não são implementados de forma direta como as técnicas baseadas em filtros FIR. Assim, estes métodos devem ser implementados em forma de janelas para que o processo de deconvolução ocorra.

Além disso, deve ser definido um número de iterações que cada algoritmo requer e o número de amostras para a sobreposição entre as janelas com finalidade de reduzir o erro provocado pelo efeito de borda . Estas são algumas questões discutidas e simuladas na presente seção.

5.5.1 TAMANHO DA JANELA

Os métodos iterativos requisitam ser implementados em janelas. Como eles realizam a deconvolução entre dois sinais, sendo um destes o pulso característico do TileCal que contém sete amostras apenas, o tamanho mínimo possível de janela a ser implementada é também de sete amostras, que resulta na estimativa de apenas uma amostra (pois o número de amostras resultante da convolução entre dois sinais é dado por $(M+N-1)$ onde M e N representam o número de amostras de cada sinal convoluído). Quanto menor for a janela a ser implementada menos recursos de *hardware* é requisitado. Contudo, janelas retangulares produzem um efeito de borda que provoca um aumento do erro na estimativa, como será visto nas análises. Neste trabalho, buscou-se reduzir este erro provocado pelo efeito de borda realizando-se a sobreposição das janelas.

Inicialmente, para avaliar o tamanho de janela e o número de amostras para a sobreposição, e com a finalidade de evitar erros provenientes de um número baixo de iterações, algumas análises de desempenho foram realizadas. Na primeira delas foi realizado um teste variando-se o tamanho da janela e o número de iterações, verificando o erro encontrado para cada iteração e tamanho de janela. As Figuras 35 a 38 exibem os resultados encontrados nesta análise para cada método iterativo proposto.

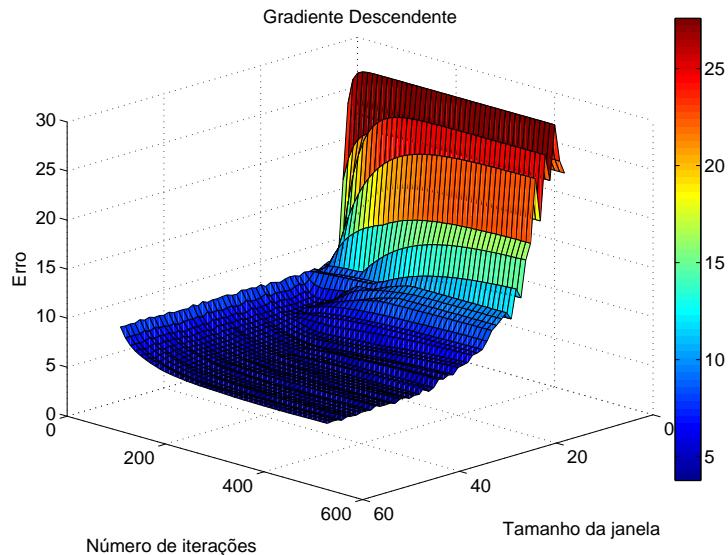


Figura 35: Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Gradiente Descendente.

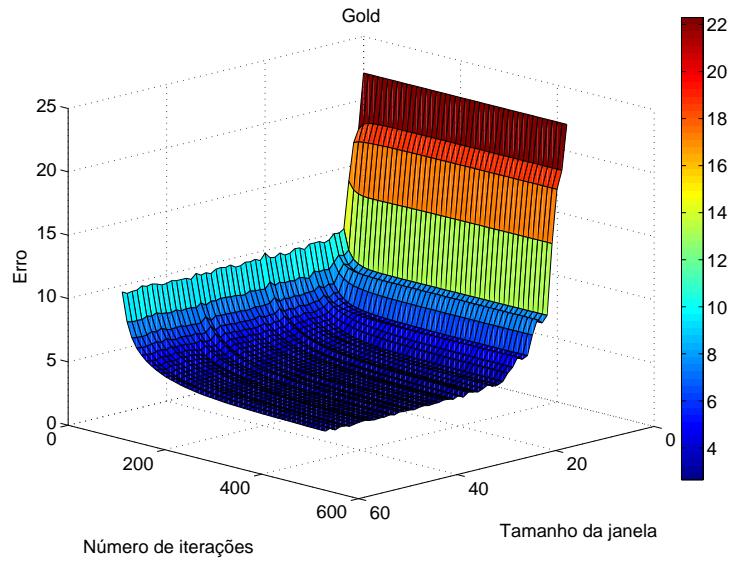


Figura 36: Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Algoritmo Gold.

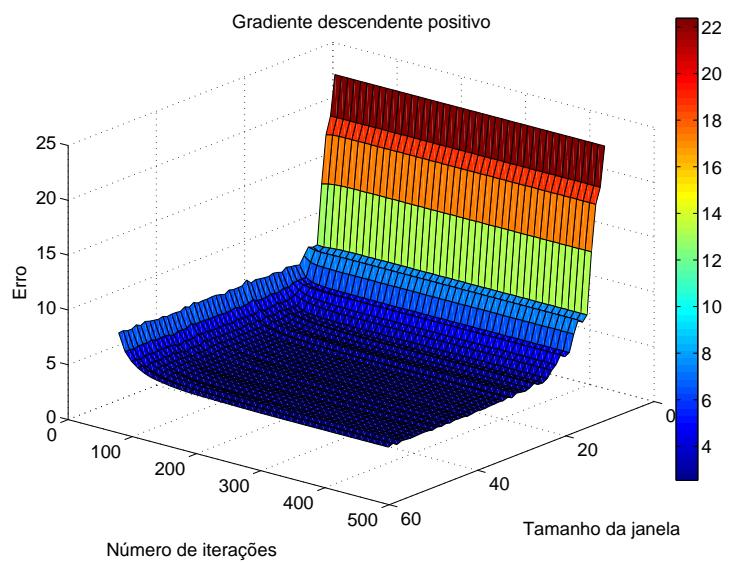


Figura 37: Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Gradiente Descendente Positivo.

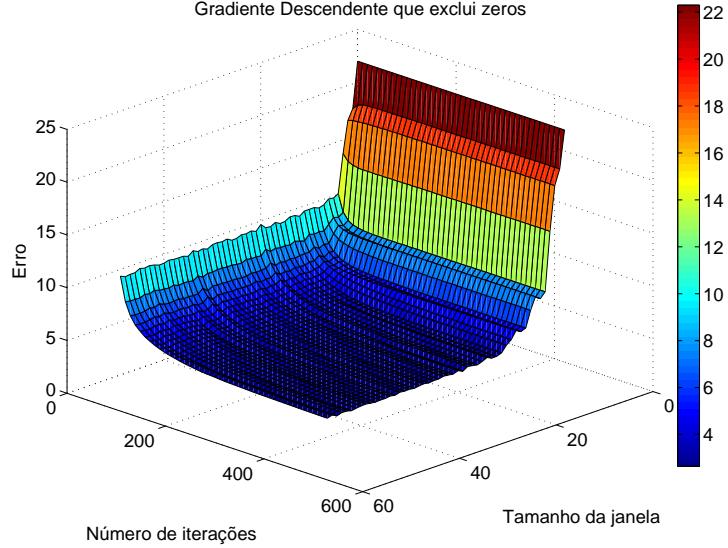


Figura 38: Erro pelo tamanho da Janela e Iterações, Gradiente Descendente que exclui zeros.

As Figuras 35 à 38 mostram que para cada método proposto existe uma faixa de iterações e de tamanhos de janela onde o erro se estabiliza. Deste modo, estes gráficos auxiliam na escolha entre desempenho (obter um erro menor) e velocidade de convergência. Observando as figuras, verifica-se que o método do Gradiente Descendente necessita de um janela de maior tamanho para se estabilizar em relação aos demais métodos. A Tabela 1 exibe as janelas tomadas como referência para as análises posteriores. Escolheu-se uma janela de tamanho 25 para os algoritmos propostos, posto que, para esta ordem, o erro irá se estabilizar e permite-se uma melhor comparação com os métodos baseados em filtros FIR. Para o Gradiente Descendente foi selecionada uma janela maior, já que o erro não converge com uma janela de tamanho 25, como nos outros métodos.

Tabela 1: Tamanho de janelas utilizados como referência

Algoritmos	Tamanho da Janela
Gradiente Descendente	47
Gold	25
Gradiente Positivo	25
Gradiente que exclui zeros	25

Vale ressaltar que a escolha do tamanho adequado da janela irá depender do que for prioridade no projeto (desempenho ou velocidade de implementação). A escolha de

janelas abaixo dos valores exibidos na Tabela 1, começa a produzir um erro mais alto independentemente do número de iterações utilizado.

5.5.2 TAXA DE CONVERGÊNCIA

Outra análise relacionada à velocidade de convergência é a da relação entre o maior e menor autovalor da matriz \mathbf{H} . Quanto menor é esta relação, maior é a taxa de convergência (XU; AISSAOUI; JACQUEY, 1994). Como em todos os algoritmos esta relação é fixa para cada janela, exceto para o algoritmo do Gradiente Descendente que exclui zeros, onde a janela varia de tamanho de uma iteração para outra, a análise desta relação não foi realizada para este algoritmo. Para os demais métodos, a Figura 39 mostra a relação entre o maior e menor autovalor para cada tamanho de janela.

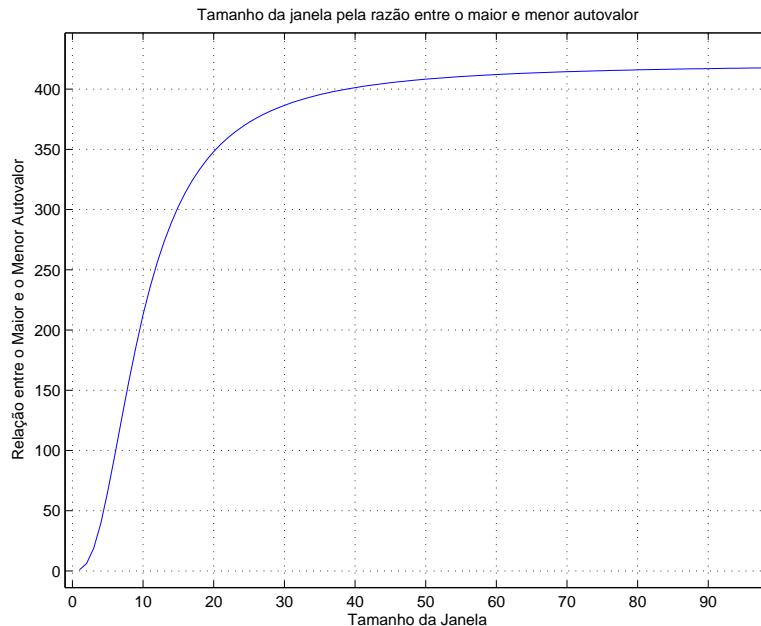


Figura 39: Relação entre o maior e o menor autovalor da matriz \mathbf{H} .

A Figura 39 mostra que quanto menor for a janela escolhida menor será a relação entre o maior e menor autovalor. Portanto para janelas menores a convergência é mais rápida. Nos gráficos das Figuras 35 à 38 esta característica se torna mais evidente. Portanto, para janelas menores, além de se ter uma quantidade menor de cálculo por iteração, são também necessárias menos iterações para garantir a convergência do método. Estes fatos demonstram que a complexidade computacional reduz drasticamente com a redução do tamanho da janela e isto deve ser levado em conta na implementação *online*.

5.5.3 EFEITO DE BORDA

FRASESSS

Utilizando uma janela de tamanho 25 por exemplo, escolhida para implementar o método do Gradiente Descendente Positivo, verifica-se o erro em cada ponto da janela de amostras conforme ilustrado na Figura 40.

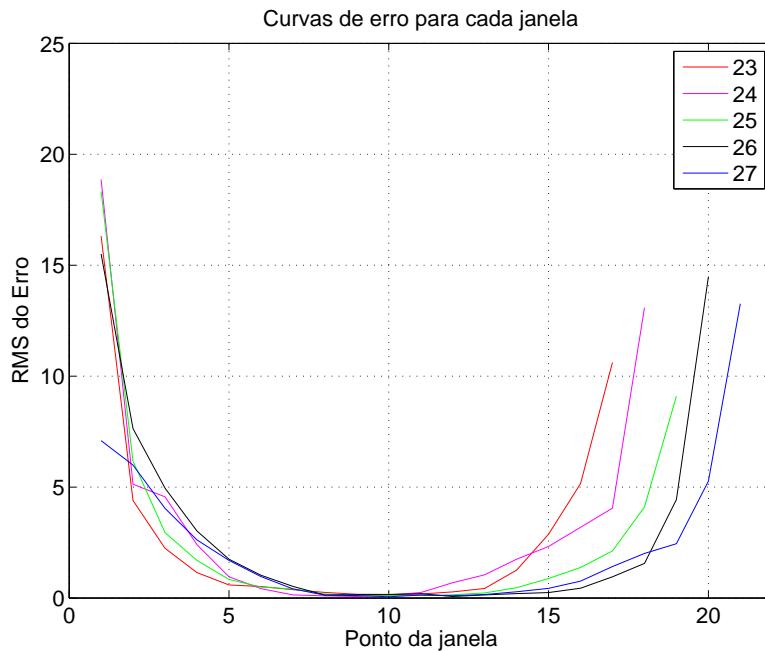


Figura 40: RMS do erro em variadas janelas do Gradiente Descendente Positivo.

A Figura 40 traz a informação de que há um efeito de borda presente em todas as janelas. Este efeito é proveniente de caldas de sinais que não ficaram completamente dentro de uma única janela de deconvolução, assim estes sinais que estão localizados entre duas janelas consecutivas provocam uma perda de desempenho nas bordas. Com o intuito de melhorar o desempenho, foi utilizada a sobreposição de janelas. Portanto, para cada janela escolhida em cada método, foi analisado o efeito de borda utilizando a diferença entre pontos consecutivos de erro da janela, como mostrado na Figura 41 para o Gradiente Descendente Positivo. Para determinação da borda utilizou-se um corte de 0,5 neste gráfico. A região de borda, portanto, compreende valores acima deste patamar.

Na Tabela 2 são exibidos os valores limites da região de borda para todos os algoritmos avaliados, utilizando este procedimento.

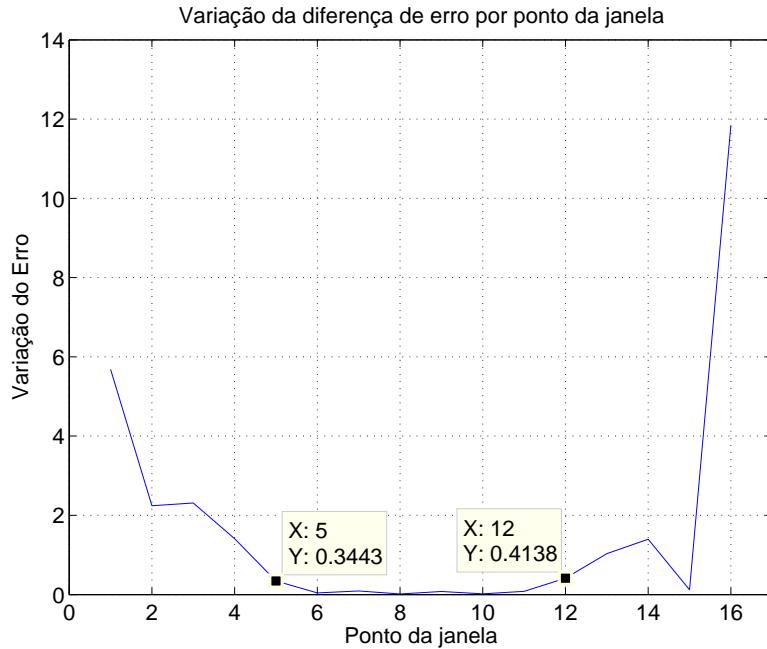


Figura 41: Região de borda para o Gradiente Descendente Positivo.

Tabela 2: Limites inferior e superior considerados como borda.

Algoritmos	Limites inferior e superior considerados como borda
Gradiente Descendente	8 e 9
Gold	5 e 5
Gradiente Positivo	5 e 5
Gradiente que exclui zeros	5 e 5

5.5.4 NÚMERO DE ITERAÇÕES

Baseado nas análises anteriores, e visando a comparação e determinação do número de iterações onde o erro se estabiliza em cada método iterativo, uma simulação dos algoritmos foi realizada. Assim, fixou-se Υ em 4,33 %, a ocupância em 30% e variou-se o número de iterações. O gráfico da Figura 42 exibe os erros obtidos em cada iteração para cada algoritmo iterativo proposto.

Sabendo-se que não existem valores negativos de energia e visando uma comparação mais justa entre os métodos, valores negativos estimados pelo Gradiente Descendente foram truncados em zero antes do cálculo do erro, posto que, assim como os métodos baseados em filtro FIR, o Gradiente Descendente não utiliza este conhecimento especialista.

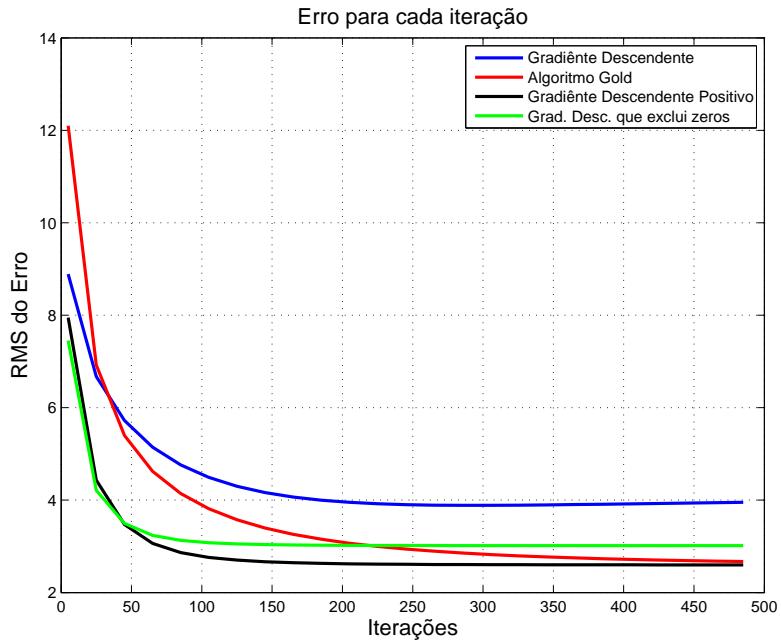


Figura 42: Erro para cada iteração

A Figura 42 demonstra que o método proposto do Gradiente Descendente que exclui zeros se estabiliza mais rapidamente que os demais métodos implementados, este fato já era esperado, pois a sua convergência é a mais rápida dentre os métodos iterativos propostos neste trabalho. Isto pode ser explicado pelo fato de que, para este método, a matriz \mathbf{H} efetiva diminui a cada iteração. Como visto na Figura 39, a relação entre o maior e o menor autovalor diminui com a ordem da matriz \mathbf{H} , acelerando a taxa de convergência deste método. O método Gradiente Descendente se estabiliza num erro maior do que os demais, pois ele não inclui o conhecimento especialista das energias positivas. Assim, o seu erro se estabiliza em valores similares aos erros dos métodos baseados em filtros FIR, como será mostrado na próxima seção, em que há a comparação entre todos os métodos propostos. O erro do Algoritmo Gold tende para o erro do algoritmo do Gradiente Positivo, porém o primeiro citado converge mais lentamente do que o segundo.

Baseado na Figura 42, escolheu-se o número de iterações onde o erro se estabiliza, para cada método, de acordo com a Tabela 3.

Como explicado anteriormente, a convergência mais rápida do Gradiente Descendente que exclui zeros pode ser explicada pelo fato que este algoritmo reduz o seu número de componentes (tamanho da janela) a cada iteração. A Figura 43 ilustra este fato.

Tabela 3: Número de iterações

Algoritmos	Número de iterações
Gradiente Descendente	200
Gold	300
Gradiente Positivo	150
Gradiente que exclui zeros	100

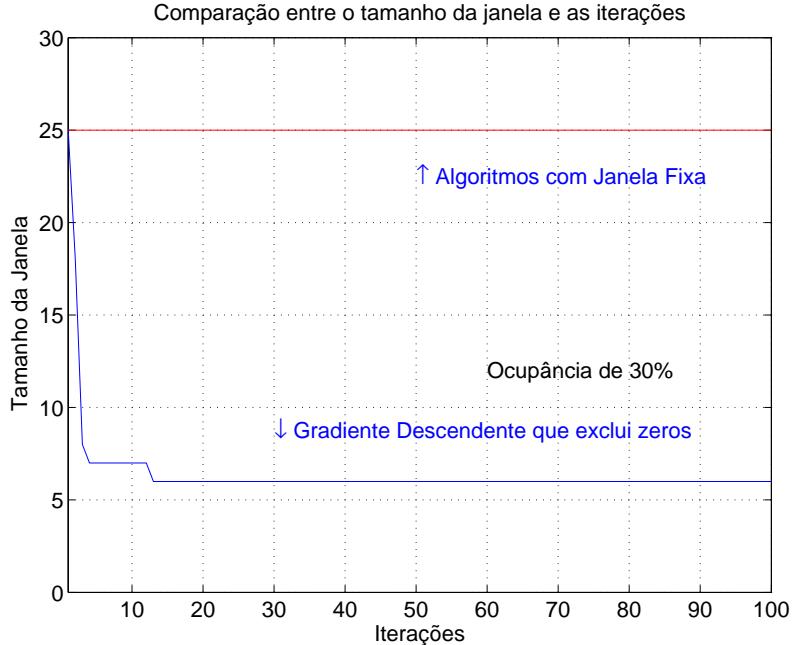


Figura 43: Tamanho da Janela a Cada iteração comparação

A cada iteração o algoritmo do Gradiente Descendente que exclui zeros reduz a dimensão do problema até um limite. Este limite é aproximadamente a porcentagem de ocupância existente (30% neste caso). Deste modo, o esforço computacional é reduzido a cada iteração e de acordo com o gráfico da Figura 39, a relação entre o maior e menor autovalor também diminui a cada iteração, proporcionando uma convergência mais rápida. O tamanho efetivo de janela, neste algoritmo, diminui drasticamente já nas primeiras iterações, isto faz com que este método seja bem atrativo para implementação *online*.

5.6 COMPARAÇÕES ENTRE OS MÉTODOS PROPOSTOS

Nesta seção serão realizadas análises comparativas entre todos os métodos estudados no presente trabalho. Tais análises levarão em consideração o desempenho com relação a recuperação da amplitude da energia depositada e o desempenho na detecção

do *bunch crossing* onde ocorreu a deposição de energia.

5.6.1 COMPARAÇÃO QUANTO À RECONSTRUÇÃO DE ENERGIA

Nesta subseção avaliou-se o desempenho dos métodos propostos, comparando-os com o aumento da ocupância. Para esta simulação fixou-se o ruído e variou-se a ocupância. Para os algoritmos iterativos utilizou-se os parâmetros obtidos nas análises realizadas anteriormente, a Tabela 4 resume os parâmetros utilizados.

Tabela 4: Resumo dos parâmetros utilizados para os algoritmos iterativos.

Algoritmos	Tamanho da Janela	Número de iterações	Limites inf. e super. de borda
Gradiente Descendente	47	200	8 e 9
Gold	25	300	5 e 5
Gradiente Positivo	25	150	5 e 5
Gradiente que exclui zeros	25	100	5 e 5

A Figura 44 exibe o resultado da simulação que compara o desempenho quanto ao aumento da ocupância entre os demais métodos propostos. Neste gráfico também é incluído o desempenho do método atualmente empregado no sistema de *trigger* do ATLAS (Filtro Casado). Para uma comparação mais justa, para os métodos que não usam o conhecimento de especialista de energias positivas, valores negativos são truncados em zero antes da computação do erro.

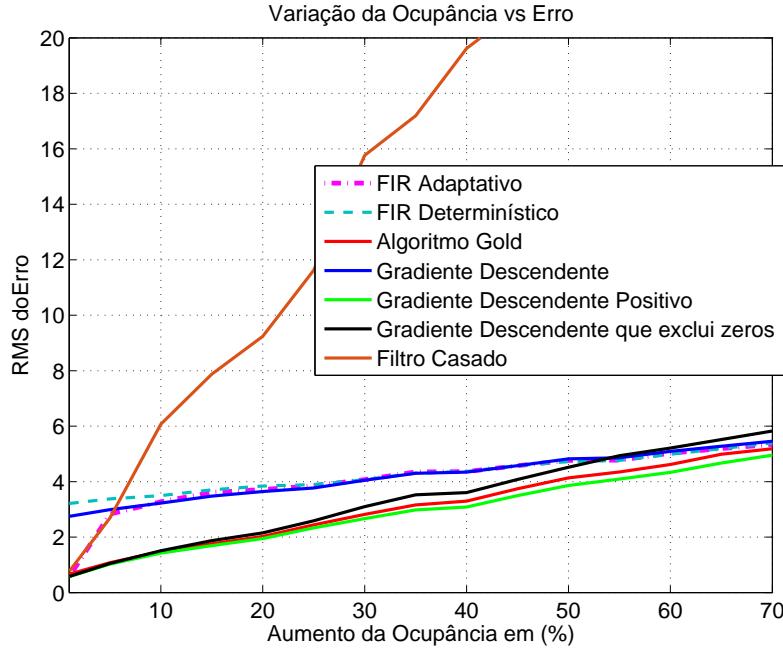


Figura 44: Erro no aumento da ocupância

Para baixas ocupâncias, a escolha do filtro casado é razoável, uma vez que, a baixa probabilidade de sobreposição de sinais não interfere consideravelmente no processo de detecção de pico utilizado por este método. Porém, para níveis de ocupância previstos para operações futuras (entre 20% a 30%) o Filtro Casado se mostra proibitivo.

Ainda em regiões de baixíssimas ocupâncias, o método FIR adaptativo parece ser o método mais indicado, pois é o que apresenta menor esforço computacional, uma vez que um pós processamento para a detecção de picos não é necessário.

Na região de ocupância prevista para o TileCal (entre 20% e 30%) os métodos baseados em filtro FIR já apresentam uma grande superioridade quando comparados com o Filtro Casado. Com o argumento adicional de que sua implementação em FPGA é relativamente simples, estes métodos tornam-se atrativos para a próxima etapa de funcionamento do LHC.

Como esperado, os métodos iterativos que usam o conhecimento especialista apresentam melhor desempenho. Porém o Gradiente que exclui zeros realiza um número menor de operações, conforme explicado anteriormente.

5.6.2 COMPARAÇÃO QUANTO AO DESEMPENHO DE DETECÇÃO

Além da estimativa e reconstrução da energia, uma tarefa de suma importância no primeiro nível de *trigger* é realizar a detecção correta do *bunch crossing* onde ocorreu a deposição de energia. Para tal, esta seção traz uma análise do desempenho dos métodos propostos com relação à detecção.

Uma das principais funções do primeiro nível de *trigger* é a discriminação entre os eventos que são apenas ruído e os que são realmente sinais provenientes de energia depositada em um determinado *bunch crossing*. Isto consiste em classificar, de forma precisa, os sinais que são considerados energia depositada em um *bunch crossing* e os sinais que são provenientes de ruídos. Neste processo, é necessário relembrar alguns conceitos sobre a exatidão e a precisão no processo de estimativa da energia. A precisão está associada à dispersão dos valores estimados em sucessivas observações, enquanto que a exatidão refere-se ao quanto próxima uma estimativa deve estar do verdadeiro valor que ela pretende representar. As limitações da exatidão e da precisão durante a detecção originam a introdução dos conceitos de sensibilidade e especificidade. A sensibilidade é a probabilidade de decidir se o sinal em questão está presente quando, de fato, está presente, e especificidade é a probabilidade de decidir se o sinal em questão está ausente quando, de fato, está ausente. Estas medidas e os índices a elas associados, como por exemplo, a proporção de verdadeiros positivos e a proporção de falsos positivos, são mais significantes do que a exatidão, embora não fornecam uma descrição única do desempenho do método.

O maior problema sobre sensibilidade e especificidade é que essas medidas dependem do critério do valor de corte, o qual é, por vezes, selecionado arbitrariamente. Assim, quando mudado o critério, pode ocorrer um aumento na sensibilidade e consequentemente uma diminuição na especificidade, e vice-versa. Logo, elas representam um quadro incompleto do desempenho do método.

Um critério de decisão particular depende também dos benefícios associados aos resultados corretos e dos custos associados aos incorretos.

Existem dois erros que podem ocorrer durante a decisão se houve deposição de energia ou não em um determinado *bunch crossing*: a escolha de um alarme falso (no sentido de declarar a existência de energia em um *bunch crossing* que não teve nenhuma deposição) ou a escolha de uma falha (no sentido de declarar um ruído como deposição de energia). Por exemplo, na reconstrução de um determinado evento físico, se for preferível um alarme falso a uma falha, esta reconstrução será mais sensível ao

ruído. Por outro lado, ao preferir-se o contrário, pode-se perder eventos de interesse. Para contornar esse tipo de situação, é necessário avaliar os métodos propostos com propriedades mais robustas do que a sensibilidade e a especificidade. Assim, uma forma indicada para realizar esta análise é obtida utilizando a curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*). A análise ROC pode ser efetuada através de um método gráfico (curva ROC) e o desempenho de um dado teste pode ser avaliado através de índices de precisão associados à curva ROC, como por exemplo, a área abaixo desta ou regiões de confiança em torno da curva. A curva ROC tem como eixos o Falso Alarme e a Probabilidade de Detecção, que correspondem a probabilidade de erro para classe ruído e probabilidade de acerto para classe sinal, respectivamente, quando variado o valor do patamar.

A princípio avaliou-se a detecção dos algoritmos propostos com a curva ROC para um conjunto de amostras no qual foi forçada a não existência do efeito de empilhamento de sinais, conforme é mostrado na Figura 45. Neste cenário hipotético, sinais foram adicionados periodicamente a fim de evitar a sobreposição de sinais. O objetivo desta análise é comparar os métodos propostos com um cenário ideal para o método atualmente usado no primeiro nível de *trigger*. Lembrando que para estas simulações foram mantidos os parâmetros conforme a Tabela 4, assim como a ordem de 25 para as técnicas baseadas em filtros FIR.

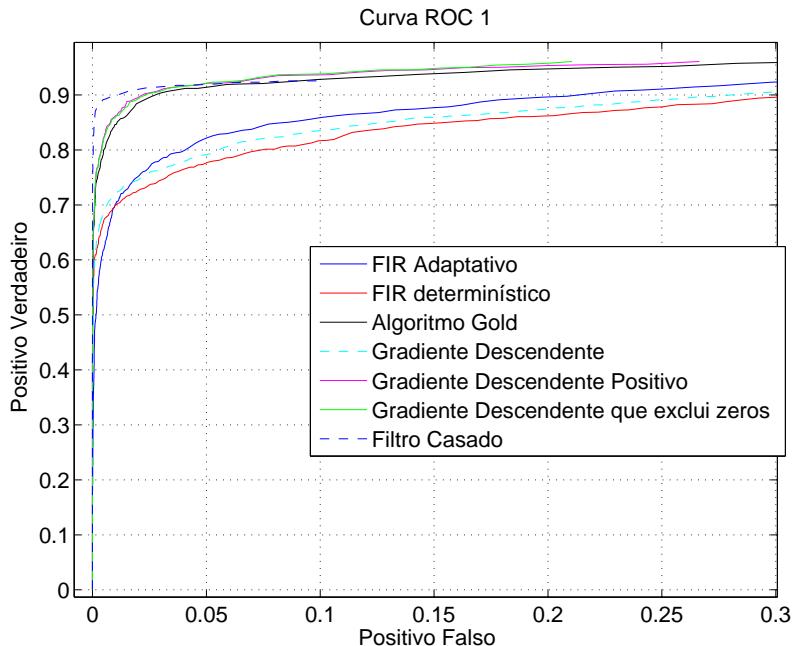


Figura 45: Curva ROC para um sinal sem empilhamento de sinais.

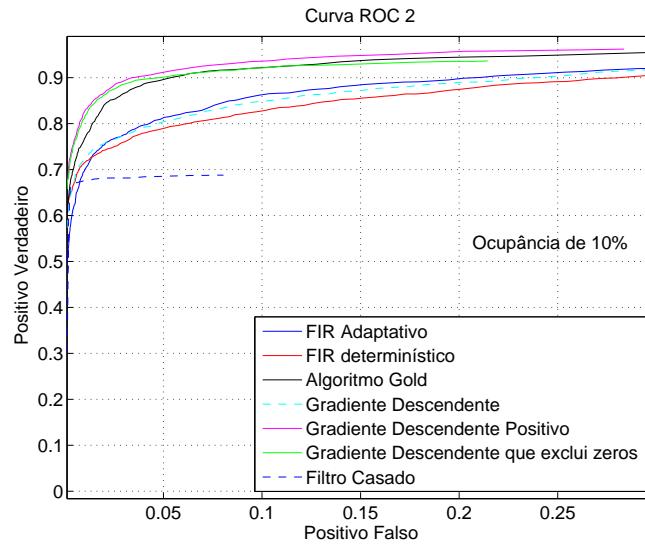
Para este caso, o desempenho na detecção do filtro casado foi o melhor para uma

faixa de 0 a 10 % de falso alarme permitido, seguido pelos métodos que levam em conta o conhecimento especialista de energias positivas, o Gradiente Descendente Positivo, Gradiente Descendente que exclui zeros e o Algoritmo Gold. Os demais métodos, como não incluem esta informação, obtiveram um desempenho um pouco abaixo em relação aos que incluem este conhecimento especialista. O Filtro Casado não atinge 100% de detecção por causa do pós-processamento para detecção de picos. Sinais de muito baixa relação sinal-ruído podem não gerar o padrão de pico necessário para a detecção.

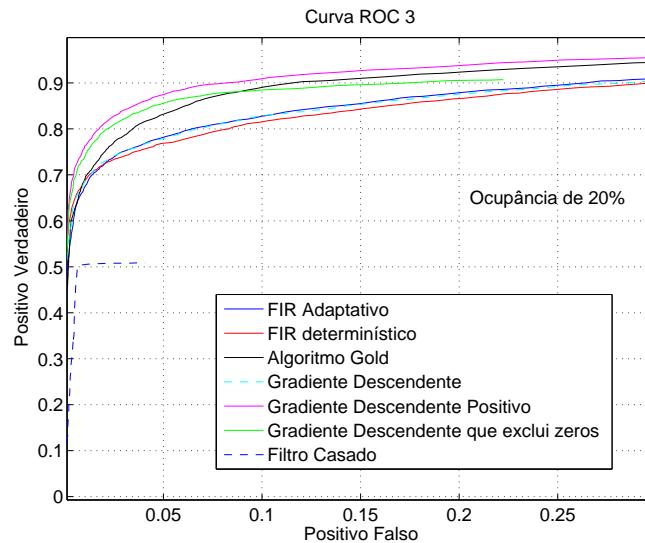
Em outra análise, mais realista, variou-se o cenário da ocupância para os valores de 10, 20 e 30 %. E novamente verificou-se as curvas ROC obtidas para cada cenário, a Figura 46 exibe os resultados obtidos.

Pelas curvas da Figura 46, percebe-se que o desempenho do Gradiente Descendente Positivo é superior aos demais métodos em todos os cenários de ocupância. O Algoritmo Gold tenderá para o método do Gradiente Positivo, o seu desempenho fica um pouco abaixo devido ao número de iterações escolhido. Estas curvas, podem ser tomadas como base para escolha do melhor método em um determinado valor de falso alarme permitido e de probabilidade de detecção em um projeto futuro.

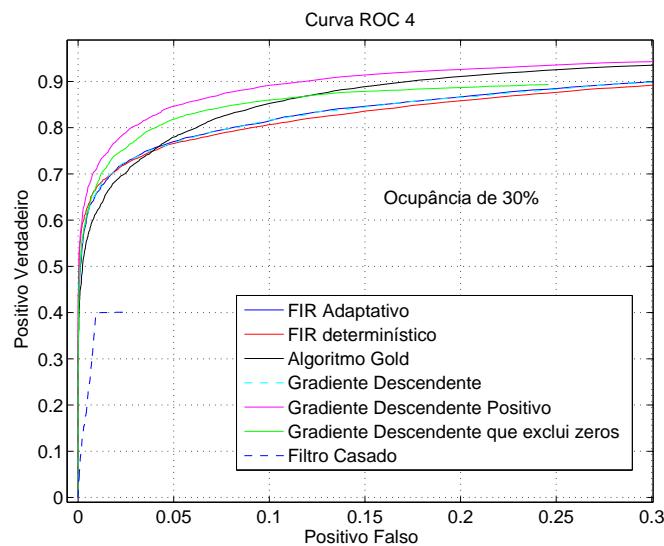
Estas simulações objetivam facilitar a escolha do método mais adequado e dos seus parâmetros envolvidos. Entretanto, na implementação prática em FPGA, existem algumas outras questões envolvidas tais como a escolha do número de *bits* a ser utilizado, a forma de implementação e o tempo de execução do algoritmo. Essas e outras questões referentes a implementação em FPGA e serão discutidas no próximo capítulo.



(a) Curva ROC para 10% de ocupância



(b) Curva ROC para 20% de ocupância



(c) Curva ROC para 30% de ocupância

Figura 46: Curvas ROC para variadas Ocupâncias.

6 IMPLEMENTAÇÃO EM FPGA

Neste capítulo serão estudadas formas de implementação e uma análise do erro de quantização para os métodos baseados em filtros FIR em FPGA.

Os métodos iterativos, apesar de apresentarem maior desempenho, são computacionalmente custosos e sua implementação no sistema de *trigger* do ATLAS, por si só, é um desafio a ser tratado em um novo tema de tese. O objetivo principal deste trabalho foi de demonstrar a eficiência de diferentes métodos de deconvolução que podem ser aplicados no sistema de *trigger* do ATLAS .

Como visto anteriormente, os métodos baseados em filtros FIR já apresentam uma grande superioridade de desempenho, quando comparado com o método atualmente implementado. Juntando este fato a relativa simplicidade de implementação de filtros FIR em FPGA, este método é bastante indicado para a implementação nas próximas rodadas de colisão no LHC. Visando este objetivo, este capítulo apresenta os resultados desta implementação.

FPGA é uma sigla para *Field Programmable Gate Arrays*. As FPGAs fazem parte de uma classe de dispositivos chamada de *Field-Programmable Logic*(FPL) (MEYER-BAESE, 2007). FPLs são definidos como dispositivos programáveis nos quais são compostos de repetidos blocos e elementos lógicos. Por ser um dispositivo programável, esse dispositivo é capaz de produzir um *hardware* digital dinamicamente configurável (*on-the-fly*) (BHANDARI et al., 2010). Portanto, as FPGAs são *chips* de silício que utilizam blocos lógicos programáveis pré-construídos e têm recursos de roteamento. É possível configurar esses *chips* para implementar funcionalidades personalizadas de eletrônica digital, sem a necessidade de entrar em contato com uma placa de montagem. Com este dispositivo, é possível carregar um arquivo de configuração ou *bitstream* que contém informações sobre como os componentes devem ser ligados entre si. Este arquivo é carregado em uma memória de configuração interna a FPGA e pode ser alterado durante o tempo de execução.

Existem alguns fatores que indicam uma vantagem com relação ao seu uso, dentre eles pode-se destacar:

- A reconfigurabilidade: A estrutura interna da FPGA, constituída de uma arquitetura altamente granularizada, proporciona uma grande flexibilidade em termos de lógica digital customizada, abrangendo todo e qualquer tipo de circuito digital que se deseja implementar. Assim, a FPGA é uma plataforma de *hardware* reconfigurável e altamente modelável.
- A alta densidade de lógica: Existem *chips* de FPGA contendo, desde milhares de elementos lógicos (CYCLONE, 2015). Até milhões deles num mesmo encapsulamento (STRATIX, 2015). Quanto maior for a densidade, maior a granularidade do *chip*, podendo assim, admitir implementações mais ricas e complexas.
- A alta velocidade de operação: Atualmente, existem FPGAs que suportam a síntese de circuitos síncronos que podem atingir frequências da ordem de Giga-Hertz (VIRTEX-6, 2015).
- A Capacidade de paralelismo: Implementação de circuitos digitais independentes, sendo utilizados simultaneamente e, até mesmo, com diferentes taxas de *clock*.
- O tempo que leva um produto a ser concebido e iniciar a sua comercialização (*Time to Market*): Devido à capacidade de uma rápida implementação do *hardware* projetado, realizações de testes, simulações e identificação de erros para devidas correções, diminui-se o tempo despendido para o desenvolvimento e finalização de um produto comercial.
- A facilidade de sintetização de *hardware*: É possível utilizar linguagens de alto nível de abstração para se desenvolver projetos de descrição de *hardware* em FPGA, com o auxílio de um *software* sintetizador. Dentre as linguagens, destacam-se o VHDL e o Verilog. Essa flexibilidade auxilia também, no projeto de ASICs (Application Specific Integrated Circuits).

Porém, existem algumas desvantagens na utilização de FPGAs, quando comparadas a outros processadores tais como os DSPs (microprocessadores especializados em processamento digital de sinal), os fatores que evidenciam estas desvantagens são:

- Custo: Apesar de *chips* e *kits* de desenvolvimento estarem sendo fabricados e disponibilizados comercialmente com um preço de aquisição cada vez mais acessível, as FPGAs ainda possuem maior custo.

- Complexidade de implementação: O tempo despendido para se implementar um algoritmo em um processador é muito menor do que na FPGA, devido principalmente, à possibilidade de projeto em linguagem de *software* e de realização de processo de *debug*.

Neste trabalho, a escolha da utilização de FPGAs está ligada principalmente ao fato delas serem dispositivos reconfiguráveis e de alta velocidade.

6.1 IMPLEMENTAÇÃO DE FILTROS FIR EM FPGA

Um filtro, sendo um sistema LTI, pode ser visualizado a partir de um sistema SISO, como visto no Capítulo 4. Assim, ele é representado por sua função de transferência que pode ser escrita em formato de equações diferenças, como visto na Equação 4.8 no Capítulo 4, que é uma equação geral. Contudo, no caso do sistema ser um filtro FIR, a Equação 4.8 resume a sua representação à apenas seu primeiro somatório, resultando na Equação 6.1 que descreve o filtro FIR por meio de equações diferenças.

$$y[n] = \sum_{j=0}^M b_j x[n-j] \quad (6.1)$$

Nesta equação, M indica a ordem do filtro FIR que possui $M + 1$ coeficientes b_j e n representa o índice da amostra de entrada ou de saída. Existem algumas estruturas para implementação *online* da Equação 6.1. Dentre elas estão algumas estruturas de implementação importantes: as estruturas direta, em cascata e por meio da decomposição polifásica (MITRA, 1998). A estrutura direta é a mais simples. Já a estrutura em cascata é normalmente utilizada para estruturas de filtro FIR com altas ordens. A decomposição polifásica é uma forma de fazer a estruturação de um filtro de maneira mais eficiente computacionalmente que a forma de implementação direta, e em geral, é utilizada quando se trabalha com um processamento multitaxas de sinais (OPPENHEIM, 2013).

Pelas características de cada estrutura citada, a estrutura direta, por ser a mais simples, é a mais adequada para aplicação neste trabalho, já que o filtro FIR definido para implementado possui ordem 25 e o processamento é dado à uma taxa fixa de 40 MHz. A estrutura na forma direta é representada na Figura 47.

Todavia, a estrutura direta possui uma variação que é a forma transposta. A Figura 48 ilustra esta estrutura.

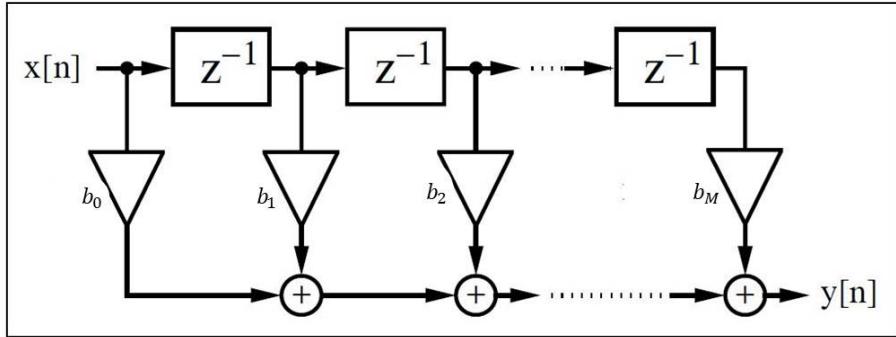


Figura 47: Estrutura FIR direta.

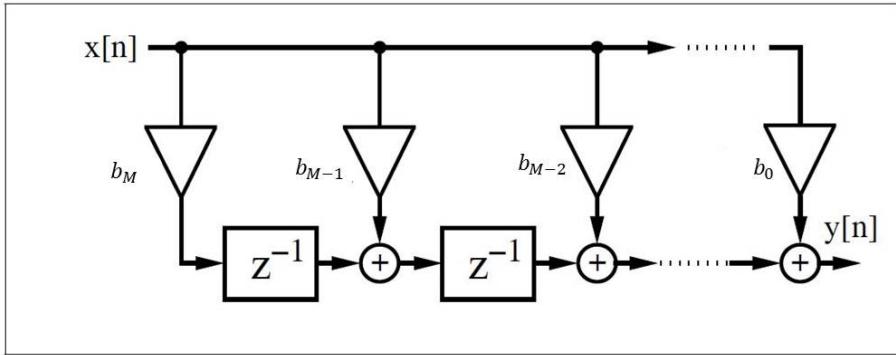


Figura 48: Estrutura FIR transposta.

Como será visto nas simulações do sistema digital implementado, a estrutura transposta é mais adequada para implementação em FPGA, pois na sua arquitetura apresentam-se circuitos combinacionais menores, produzindo uma arquitetura em *pipeline* ideal para diminuir a utilização de recursos em uma FPGA.

6.1.1 SIMULAÇÃO DA IMPLEMENTAÇÃO

A forma transposta não possui circuitos combinacionais muito extensos. Como pode ser visto no *Top Level* da Figura 49, nesta estrutura implementada, todos os registradores mudam ao mesmo tempo na chegada de um dado novo. Desta forma, esta estrutura é mais adequada para a implementação em FPGAs. Foi utilizado o *software* ModelSim da fabricante *Mentor Graphics*. O projeto da estrutura de ordem 25 e implementada com 25 bits realizado no *software* Quartus II pertencente a fabricante ALTERA.

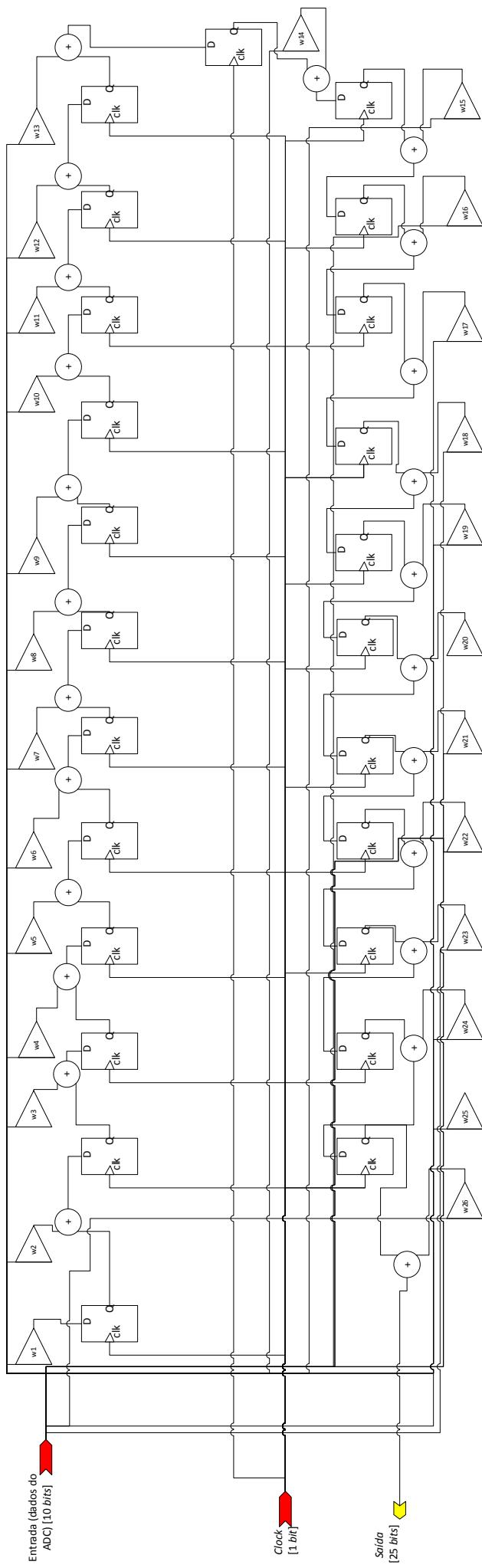


Figura 49: *Top Level* demonstrativo da estrutura transposta do filtro FIR.

6.1.2 AVALIAÇÃO DO ERRO PROVOCADO PELO NÚMERO DE BITS

Em um projeto *hardware* digital existem dois modos para representar os números, utilizando a aritmética de ponto fixo ou a aritmética de ponto flutuante. Ainda, dentro destes dois modos, é possível também escolher como será feita a representação dos números negativos, utilizando o complemento de 2 ou fazendo o uso de um bit para sinalização. Neste trabalho, para a implementações das estruturas de filtro FIR, utilizou-se uma aritmética de ponto fixo e a representação de números negativos através do complemento de 2. Pois deste modo, menos recursos de *hardware* são necessários, ou seja, menos lógica é utilizada na implementação.

Com o conhecimento prévio das entradas e saídas da estrutura a ser implementada, a posição da vírgula pode ser predeterminada. No TileCal, o sinal proveniente do conversor AD contém 10 *bits*. Portanto, a representação da parte inteira do projeto em FPGA deve ser feita a partir deste número. Porém, como a implementação é de um filtro FIR, como foi visto nas seções anteriores, existem neste processo operações de multiplicação e soma com os coeficientes do filtro. Deste modo, o número mínimo de *bits* para representação da parte inteira deve levar em consideração, além do número de *bits* da entrada, o número de *bits* da parte inteira dos coeficientes do filtro e o número de somas existente no processo.

O número de *bits* que cada operação de soma requisita, para evitar *overflow*, é dado pela Equação 6.2:

$$2^{\text{Número de Bits}} \geq \text{Número de operações de Soma} \quad (6.2)$$

Adicionalmente, com a análise dos coeficientes do filtro, constata-se que o valor máximo da parte inteira, em módulo, é 3. Assim, 3 bits a mais na parte inteira devem ser reservados para a saída desta multiplicação. Adicionalmente, considerando-se o filtro implementado de ordem 25, a quantidade de somas envolvida no processo também é de 25. Portanto, a Equação 6.2 resulta em:

$$2^{\text{Número de Bits}} \geq 25 \Rightarrow \text{Número de Bits} \geq \log_2 25 \Rightarrow \text{Número de Bits} \geq 4,6439 = 5$$

Deste modo, o número mínimo de bits para que não ocorra *overflow* na parte inteira deve ser de 18 *bits*. Definido este número de *bits* para representar a parte inteira, o número de *bits* a ser utilizado para a parte fracionária pode variar de acordo com a precisão desejada. Assim foram realizadas simulações, nas quais se comparou a

simulação realizada no Matlab com a simulação realizada no Modelsim onde se variou o número de *bits* destinados para a parte fracionária. A Figura 50 mostra este resultado.

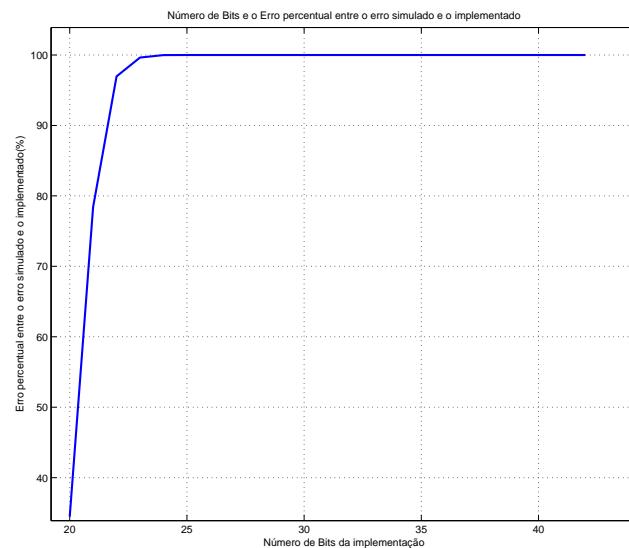


Figura 50: Avaliação do número de *bits*, erro relativo percentual entre o erro simulado e o erro implementado.

A partir deste gráfico verifica-se que a partir de 25 *bits* o erro relativo entre o que foi simulado e o que foi implementado é quase nulo.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

7.1 CONCLUSÕES

Em um cenário de alta luminosidade, onde a ocupância pode chegar a 30% no Tile-Cal, previsto para ocorrer nos próximos anos no LHC, o método atualmente proposto do Filtro Casado atuando em conjunto com um detector de picos, se mostra ineficiente. Deste modo, este trabalho apresentou uma metodologia para reconstrução de energia por *bunch crossing* no primeiro nível de *trigger*, na qual o calorímetro é visualizado como um canal de comunicação e toda a cadeia eletrônica interna ao calorímetro é vista como um sistema linear. Assim, a proposta de realizar a estimativa da energia no primeiro nível foi baseada em técnicas para a deconvolução de sinais. Tais técnicas, tiveram um desempenho expressivamente superior à técnica que é atualmente empregada. Para avaliar as técnicas estudadas, utilizou-se uma *Toy Monte Carlo simulation* para a simulação de sinais com características de empilhamento similar ao que ocorre em calorimetria. Na avaliação quanto à estimativa da energia, os métodos baseados em filtro FIR apresentaram resultados superiores ao Filtro Casado, sobretudo a técnica baseada em filtragem adaptativa que modela o ruído e tem desempenho semelhante ao Filtro Casado em baixas ocupâncias e com um menor esforço computacional, pois não necessita de um pós-processamento de detecção de picos. O filtro FIR, implementado de maneira determinística, não foi tão eficiente em baixas ocupâncias pois este não utiliza a informação do ruído, contudo este obteve desempenho semelhante ao FIR adaptativo para ocupâncias mais altas. Além disso, os dois filtro, apesar de usarem teorias bastante distintas, convergem para os mesmos coeficientes quando a estocasticidade (ruído eletrônico e desvio de fase) são desprezíveis.

Nesta avaliação, também se destacaram as técnicas iterativas do Algoritmo Gold, Gradiente Positivo e o Gradiente que exclui zeros, por levarem em consideração o conhecimento especialista de energias positivas. O Gradiente Positivo foi o método que apresentou o melhor desempenho, realizando uma estimativa com menores erros. O Algoritmo Gold obteve resultados que tendem para os resultados do Gradiente Positivo,

porém o Algoritmo Gold tem uma convergência mais lenta. Já o Gradiente Descendente que exclui zeros, apesar de ter um desempenho ligeiramente inferior dentre os três, é o que realiza um menor número de operações e converge mais rapidamente, sendo forte candidato para implementação *online*.

O desempenho quanto à detecção também foi investigado, e nesta avaliação, como esperado, o desempenho do Filtro Casado em um sinal sem o efeito de empilhamento é o melhor. Porém, com aumento da ocupância e a presença deste efeito, o Filtro Casado passa a ter o pior desempenho e as técnicas aqui estudadas têm um desempenho consideravelmente superior. A partir da análise das curvas ROC é possível escolher qual método é mais adequado para limites de falso alarme pré-estabelecidos.

Foi também avaliada a viabilidade de implementação das técnicas em *hardware*. Neste quesito, as técnicas baseadas em filtro FIR se destacam pela simples implementação. Já os métodos iterativos são computacionalmente mais custosos, dentre eles o mais eficiente é o método do Gradiente Descendente que exclui zeros que a cada iteração reduz suas componentes, portanto este é o mais indicado para estudos futuros de implementação no primeiro nível de *trigger*.

É importante ressaltar que os métodos de estimação apresentados neste trabalho serão implementados nas sRODs para empregados a estimação de energia do TileCal para a Fase II de *upgrade* do LHC.

7.2 TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho expande a visualização de canais de leitura de calorímetros interpretando-os como um canais de comunicação. Assim, além das técnicas aqui estudadas, outras técnicas de deconvolução podem ser estudadas, tais como técnicas de deconvolução homomórficas que envolvem estatísticas de ordem superior para a aplicação no primeiro nível de *trigger*.

Outra linha a ser seguida, a partir deste trabalho, é o estudo de formas de implementação mais eficientes das técnicas iterativas de modo que se tornem viáveis para a implementação em FPGA na aplicação ao primeiro nível de *trigger*.

REFERÊNCIAS

- AAD, G. et al. The atlas experiment at the cern large hadron collider. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 3, n. 08, p. S08003, 2008.
- ADOLPHI, R. et al. The cms experiment at the cern lhc. *Jinst*, v. 803, p. S08004–2008, 2008.
- ATLAS, C. Acessado em Janeiro de 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095924>>.
- BHANDARI, S. et al. Methodology for on the fly partial reconfiguration for computation intensive applications on fpga. In: IEEE. *Computer Applications and Industrial Electronics (ICCAIE), 2010 International Conference on*. [S.l.], 2010. p. 597–601.
- BRACEWELL, R. N. *The Fourier Transform & Its Applications*. [S.l.]: McGraw-Hill, 2000.
- CERN, C. *About CERN*. Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about>>.
- CERN, C. *The Accelerator Complex*. Acessado em Maio de 2015. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about/accelerators>>.
- CERN, C. *ATLAS*. Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about/experiments/atlas>>.
- CERN, C. *ATLAS Muon Spectrometer*. Acessado em Maio de 2015. Disponível em: <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/MUON/TDR/pdf_final/naming.pdf>.
- CERN, C. *The Large Hadron Collider*. Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/topics/large-hadron-collider>>.
- CERN, C. *Member States*. Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about/member-states>>.
- CERQUEIRA, A. S. Upgrade for the atlas tile calorimeter readout electronics at the high luminosity lhc. *Journal of Physics: Conference Series*, Tile Calorimeter group, v. 404, 2012.
- CERQUEIRA, A. S. Atlas tile calorimeter readout electronics upgrade program for the high luminosity lhc. *Conference C13-03-17.2*, ATLAS Collaboration, p. 1–6, 2013.
- CERQUEIRA, A. S.; SEIXAS, J. M.; CALÔBA, L. P. Nuclear instruments and methods in physcs research. *Foundations of computational mathematics*, A 570, p. 117–125, 2007.

CHAPMAN, J. Atlas simulation computing performance and pile-up simulation in atlas. *LPCC*, 2011.

CLEMENT, C.; KLIMEK, P. Identification of pile-up using the quality factor of pulse shapes in the atlas tile calorimeter. In: IEEE. *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2011 IEEE*. [S.l.], 2011. p. 1188–1193.

CMS, E. *Hadron Calorimeter*. Acessado em Maio de 2015. Disponível em: <<http://cms.web.cern.ch/news/hadron-calorimeter>>.

COEPP. *ARC Centre of Excellence for Particle Physics at the Terascale COEPP*. Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://www.coepp.org.au/files/coepp/images/cern-aerial2.jpg>>.

COLLABORATION, A.; AAMODT, K. et al. The alice experiment at the cern lhc. *Jinst*, v. 3, n. 420, p. S08002, 2008.

CYCLONE, I. *Device Handbook. San Jose: ALTERA*. Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://www.altera.com/literature/hb/cyclone-iv/cyclone4-handbook.pdf>>.

ELAD, M. *Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing*. 1st. ed. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2010. ISBN 144197010X, 9781441970107.

EVANS, L.; BRYANT, P. Lhc machine. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 3, n. 08, p. S08001, 2008.

FALCIANO, S. The atlas level-1 and level-2 trigger. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A, n. v. 384, p. 136–142, 1996.

FERBEL, A. D. T. *Introduction To Nuclear And Particle Physics*. [S.l.]: World Scientific Pub Co Inc, 2003.

FERRER, J. A. V. *Tilecal Read-Out Drivers Production And Firmware Developments*. Acessado em Maio de 2015. Disponível em: <http://ific.uv.es/tical/Publications/Thesis/Tesina_Alberto.pdf>.

FILHO, L. M. A. *Detecção e Reconstrução de Raios Cósmicos usando Calorimetria de Altas Energias*. Tese (Doutorado) — COPPE UFRJ, 2009.

GARVEY, J.; REES, D. *Bunch Crossing Identification for the ATLAS Level-1 Calorimeter Trigger*. [S.l.], 1996.

HADLEY, D. R. Digital filtering performance in the atlas level-1 calorimeter trigger. In: IEEE. *Real Time Conference (RT), 2010 17th IEEE-NPSS*. [S.l.], 2010. p. 1–6.

HAYKIN, S. *Adaptive Filter Theory (3rd Ed.)*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1996. ISBN 0-13-322760-X.

JANSSON, P. A. Method for determining the response function of a high resolution infrared spectrometer. *J. Opt. Soc. Am.*, v. 60, p. 184–191, 1970.

- KAY, S. M. *Fundamentals of statistical signal processing: Detection theory, vol. 1.* [S.l.]: Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, USA:, 1998.
- KLIMEK, P. *Signal reconstruction performance with the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter.* Geneva, Aug 2012. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1473499>>.
- MEYER-BAESE, U. *Digital Signal Processing with Field Programmable Gate Arrays.* 3rd. ed. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2007. ISBN 3540726128, 9783540726128.
- MITRA, S. K. *Digital Signal Processing: A Computer Based Approach.* [S.l.]: McGraw-Hill, 1998.
- OPPENHEIM, A. S. W. A. V. *Sinais e sistemas.* [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2010.
- OPPENHEIM, R. W. S. A. V. *Processamento em Tempo Discreto de Sinais.* 3. ed. [S.l.]: Pearson, 2013.
- PEQUENAO, J. Computer Generated image of the ATLAS calorimeter. Mar 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095927>>.
- PERALVA, B. S.-M. *Detecção de sinais e estimativa de energia para calorimetria de altas energias.* Dissertação (Mestrado) — PPEE UFJF, 2012.
- PERALVA, B. S. M. et al. *The TileCal Energy Reconstruction for Collision Data Using the Matched Filter.* Geneva, Nov 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1629575>>.
- PEREIRA, R. A. *Estimação de Energia em um Calorímetro Finamente Segmentado.* Dissertação (Mestrado) — COPPE UFRJ, 2014.
- RIBEIRO, P. F. et al. *Power systems signal processing for smart grids.* [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013.
- RIFFE, D. *The Dirac Delta Function.* Acessado em Abril de 2015. Disponível em: <<http://www.physics.usu.edu/riffe/3750/Lecture%2015.pdf>>.
- SANCHEZ, C. A. S. *Implementation of the ROD Crate DAQ Software for the ATLAS Tile Calorimeter and a Search for a MSSM Higgs Boson Decaying into Tau Pairs.* Tese (Doutorado) — Universitat de València - CSIC, 2010.
- STRATIX, V. *Device Handbook. San Jose: ALTERA.* Acessado em Maio de 2015. Disponível em: <http://www.altera.com/literature/hb/stratix-v/stratix5_handbook.pdf>.
- TANG, F. et al. The fast track real time processor and its impact on muon isolation, tau and b-jet online selections at atlas. *IEEE, Real Time Conference (RT), 2010 17th IEEE-NPSS*, p. 1–5, 2010.
- TEAM, A. The four main LHC experiments. Jun 1999. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/40525>>.
- TREES, H. L. V. *Detection, Estimation and Modulation Theory, Part I.,* [S.l.]: Wiley, 2001.

VIRTEX-6. *Family Overview*. Acessado em Maio de 2015. Disponível em: <http://www.xilinx.com/support/documentation/data_sheets/ds150.pdf>.

WONG, C.-Y. *Introduction to High-Energy Heavy-Ion Collisions*. [S.l.]: World Scientific Pub Co Inc, 1994.

XAVIER, F. M. V. *Recepção de Sinal de Muons no Calorímetro Hadrônico do Experimento ATLAS*. Dissertação (Mestrado) — PPEE UFJF, 2011.

XU, C.; AISSAOUI, I.; JACQUEY, S. Algebraic analysis of the van cittert iterative method of deconvolution with a general relaxation factor. *JOSA A*, Optical Society of America, v. 11, n. 11, p. 2804–2808, 1994.