

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte

Deconvolução *Free-running* Aplicada à Estimação *Online* de Energia na
Calorimetria do ATLAS

Juiz de Fora

2019

João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte

Deconvolução *Free-running* Aplicada à Estimação *Online* de Energia na
Calorimetria do ATLAS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas Eletrônicos.

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

Juiz de Fora

2019

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Duarte, João Paulo Bittencourt da Silveira.

Deconvolução Free-running Aplicada à Estimação Online de Energia na Calorimetria do ATLAS / João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte. -- 2019.

125 f.

Orientador: Luciano Manhães de Andrade Filho

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2019.

1. Deconvolução Cega. 2. Sinais Esparsos. 3. Processamento Online. 4. Free-running. 5. Estimação de Energia. I. Andrade Filho, Luciano Manhães de, orient. II. Título.

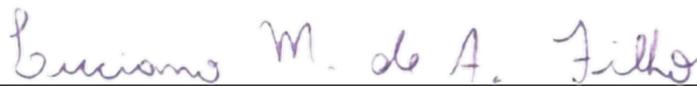
João Paulo Bittencourt da Silveira Duarte

Deconvolução *Free-running* Aplicada à Estimação *Online* de Energia na Calorimetria
do ATLAS

Tese 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 título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 29 de Novembro de 2019.

BANCA EXAMINADORA:



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

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Orientador



Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc

Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ



Prof. Eduardo Furtado de Simas Filho, D.Sc.

Universidade Federal da Bahia, UFBA



Prof. Rafael Antunes Nóbrega, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF



Prof. Moises Vidal Ribeiro, 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 mediu esforços me proporcionando condições para estudar e a minha mãe Janete que sempre me incentivou em toda minha vida acadêmica, dando total apoio nas minhas decisões.

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

À minha companheira Izis que entrou na minha vida durante a fase final deste trabalho e me apoiou muito.

Ao Luciano que foi muito além da orientação para o desenvolvimento deste trabalho, contribuindo também na minha formação profissional e pessoal, trazendo muitos ensinamentos que com certeza permaneceram na vida. Muito obrigado pela amizade, ajuda nos momentos difíceis, compreensão, paciência e por nunca deixar de acreditar neste trabalho. Espero um dia ter a oportunidade de fazer por alguém o que você fez por mim.

Ao professor José Manuel de Seixas da UFRJ, que sempre se preocupou em colaborar para o crescimento deste trabalho, além dos conselhos e discussões em busca da excelência.

Aos professores: Carlos Duque, Rafael, Augusto, Moisés e Eduardo Simas pelos ensinamentos, colaboração e apoio.

Aos meus amigos de trabalho no CERN Dayane, Guilherme, Alessa, Vitor e Marcos que me acolheram como família.

Aos amigos e colegas de LAPTEL, em especial ao Henrique, Tiago, Igor, Bernado, Marcos, Leandro, Davi, Eder, Renato, Matheus, Davis e Elaine que me ajudaram muito durante todo esse trabalho.

À CAPES, à colaboração do TileCal, ao CERN, 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.

“...ensinar não é transferir conhecimento, mas criar as possibilidades para a sua própria produção ou a sua construção.”(FREIRE, 1996, p. 11).

RESUMO

Esta tese propõe algoritmos de processamento de sinais para desconvoluir a informação de energia nos calorímetros do ATLAS. Os calorímetros modernos possuem uma resposta ao impulso com duração maior do que a taxa de eventos adquiridos, podendo gerar o efeito de empilhamento de sinais na sua eletrônica de leitura. O ambiente de alta taxa de eventos, previsto para ocorrer nos próximos anos no maior colisionador de partículas do mundo, o LHC, aumenta a probabilidade de ocorrência de colisões adjacentes em seus experimentos detectores. No ATLAS, o seu primeiro nível de seleção de eventos online opera de maneira ininterrupta e deve fornecer a estimativa da energia a cada colisão. O efeito de empilhamento pode causar diversos problemas na estimativa de energia e algumas soluções, que recorrem a modificações no algoritmo padrão do filtro ótimo, tratam o efeito apenas como um ruído aditivo. Diferentemente, as técnicas de deconvolução podem compensar o efeito de empilhamento e ser independentes dos parâmetros, no caso das técnicas não supervisionadas. Dois algoritmos de deconvolução para operar neste ambiente são propostos. O primeiro é supervisionado e utiliza um filtro FIR seguido da função não linear de Shrinkage, sendo baseado na deconvolução por representações esparsas. O segundo, denominado Bussgang-Sparse, é não supervisionado, e se apoia no algoritmo de Bussgang associado com o critério de esparsidade. Os resultados mostram que a deconvolução baseada nas representações esparsas oferece um desempenho melhor na atenuação do ruído aditivo do que a deconvolução por filtros FIR baseada na resposta ao impulso inversa do calorímetro. Para a segunda técnica não supervisionada, os resultados demonstraram a convergência para as técnicas de deconvolução baseadas em filtros FIR que são supervisionadas.

Palavras-chave: Deconvolução Cega. Sinais Esparsos. Processamento *Online*. *Free-running*. Estimativa de Energia.

ABSTRACT

This thesis proposes signal processing algorithms to deconvolve the energy information in ATLAS calorimeters. Modern calorimeters have a pulse response that is longer than the acquisition rate of events and can generate the effect signal overlapping on your readout electronics. The high event rate environment foreseen to occur in the next few years in the largest particle collider in the world, the LHC, increases the likelihood of adjacent collisions occurring in its detector experiments. In ATLAS, the first-level online event selection operates uninterrupted and must provide the energy estimation for each collision. The pile-up effect may cause several problems in energy estimation, and some solutions which relies on the standard optimal filter algorithm treat the effect only as additive noise. In contrast, deconvolution techniques may compensate for the pileup effect and may be independent of parameters for unsupervised techniques. Two deconvolution algorithms to operate in this environment are proposed. The first one is supervised and it uses a FIR filter followed by the Shrinkage function, based on deconvolution by sparse representations. The second one, called Bussgang-Sparse, is unsupervised, and relies on the Bussgang algorithm associated with the sparsity criterion. The results show that deconvolution based on sparse representations offer better noise attenuation performance than FIR filter deconvolution based on the inverse pulse response of the calorimeter. For the second unsupervised technique, the results demonstrated convergence to deconvolution techniques based on FIR filters.

Keywords: Blind Deconvolution. Sparse Signals. Online Processing. Free-running. Energy Estimation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – O complexo de aceleradores do CERN.	25
Figura 2 – Os detectores e suas respectivas disposições no anel do LHC. . .	27
Figura 3 – O ATLAS e seus componentes.	28
Figura 4 – O sistema de coordenadas do ATLAS.	29
Figura 5 – O sistema de calorimetria do ATLAS.	30
Figura 6 – Granularidade do LAr.	31
Figura 7 – Pulso característico do LAr e seu pulso de referência.	32
Figura 8 – Segmentação do TileCal.	33
Figura 9 – Pulso característico do TileCal.	34
Figura 10 – Módulo do TileCal.	34
Figura 11 – Diagrama funcional da arquitetura do sistema de <i>trigger</i> atual (<i>Run-2</i>).	36
Figura 12 – Linha do tempo do programa de atualizações no LHC do período de 2011 à 2038.	37
Figura 13 – Arquitetura do TileCal durante as Run I e Run II.	38
Figura 14 – Arquitetura do TileCal para a Fase II de atualização.	39
Figura 15 – Arquitetura para o L1 da Fase II de atualização do Calorímetro eletromagnético de Argônio Líquido, (do inglês, <i>Liquid Argon calorimeter</i>) (LAr).	40
Figura 16 – O efeito de empilhamento de sinais.	41
Figura 17 – Amostras de referencia do LAr.	47
Figura 18 – Amostras de referencia do calorímetro eletromagnético do CMS.	47
Figura 19 – Amostras do pulso de referencia do calorímetro eletromagnético CsI no experimento KOTO.	48
Figura 20 – Amostras do pulso de referencia do calorímetro eletromagnético do ZEUS no experimento HERA.	49
Figura 21 – O calorímetro como um sistema linear.	53
Figura 22 – Interpretação da minimização da função custo, considerando o calorímetro como um sistema LTI.	61
Figura 23 – Comparação entre a função Shrinkage genérica, em linha contínua, para $\lambda = 2$ com a função afim, em pontilhado.	61
Figura 24 – Estrutura de filtros adaptativos.	64
Figura 25 – Modelo de equalização cega.	67
Figura 26 – Equalizador Cego Bussgang.	68
Figura 27 – Topologia da rede neural estimadora.	71
Figura 28 – Mapeamento da função por meio da rede estimadora e <i>fit</i> linear.	71

Figura 29 – Comparação entre os algoritmos: (a) da teoria de esparsidade, (b) da Equalização Cega de Bussgang.	72
Figura 30 – Respostas ao impulso consideradas na <i>Toy Monte Carlo Simulation</i>	76
Figura 31 – Geração do sinal da <i>Toy Monte Carlo Simulation</i>	78
Figura 32 – Respostas ao impulso de $g'_{01}[n]$ após a inversão de sua região de convergência.	79
Figura 33 – Respostas truncadas de $w'_{02}[n]$ (parte estável do filtro).	79
Figura 34 – Respostas ao impulso de $g'_{01}[n]$ atrasadas para tornar o sistema causal.	80
Figura 35 – Coeficientes do filtro FIR de deconvolução projetado por meio da aproximação ao sistema inverso para cada tipo pulso.	80
Figura 36 – Coeficientes do filtro FIR de deconvolução projetados a partir da técnica de equalização estocástica.	81
Figura 37 – Distribuição do erro de estimação para cada tipo de pulso, utilizando os pesos projetados que são mostrados na Figura 36.	82
Figura 38 – Distribuição do erro de estimação para o pulso bipolar após a correção do <i>bias</i>	82
Figura 39 – Variação dos valores do <i>bias</i> em função da ocupância para o pulso bipolar.	82
Figura 40 – Variação do RMS do erro para cada λ para uma ocupância de 30%.	83
Figura 41 – Valores mínimo de RMS do erro em função da variação do λ e da ocupância	84
Figura 42 – Comparação entre os pesos do filtro FIR obtido em cada técnica.	84
Figura 43 – Comparação entre a representação esparsa e a técnica de aproximação do sistema inverso em função da ocupância e relação sinal ruído em aproximadamente 28 dB.	85
Figura 44 – Modelo da proposta de inclusão do <i>bias</i>	86
Figura 45 – Variação do RMS do erro em função do <i>bias</i> e valores de λ	86
Figura 46 – Gráfico 2D para matriz de autocorrelação dos dados.	88
Figura 47 – Gráfico 2D para matriz de correlação cruzada dos dados com os mesmos aplicados à função Shrinkage.	88
Figura 48 – Comparação entre os coeficientes finais obtidos pelo método Busgang-Sparse e o de Equalização estocástica para um cenário de ocupância em 1% sem ruído.	89
Figura 49 – Evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra para o cenário de ocupância em 1% sem ruído.	90

Figura 50 – Comparação entre os coeficientes obtidos pelo método Busgang-Sparse e o de Equalização estocástica para um cenário de ocupância em 30% e com ruído.	90
Figura 51 – Evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra para o cenário de ocupância em 30% e com ruído.	91
Figura 52 – Recuperação do pulso característico para o cenário sem ruído.	91
Figura 53 – Recuperação do pulso característico para o cenário de ocupância fixada em 30% e adição de ruído.	92
Figura 54 – Análise para célula A2 com $\mu = 30$	93
Figura 55 – Análise para célula E4 com $\mu = 30$	93
Figura 56 – Análise para célula A2 com $\mu = 50$	94
Figura 57 – Análise para célula E4 com $\mu = 50$	94
Figura 58 – Análise para célula A2 com $\mu = 90$	95
Figura 59 – Análise para célula E4 com $\mu = 90$	95
Figura 60 – Estrutura sistólica do QRD-RLS estendido.	102
Figura 61 – Células e operações da estrutura sistólica.	103
Figura 62 – Deconvolução Busgang-Sparse implementada com o QRD-RLS.	104
Figura 63 – Cenário de ocupância em 1 % e sem inserção de ruído.	105
Figura 64 – Cenário de ocupância em 30 % com inserção de ruído.	105
Figura 65 – Comparação entre QRD-RLS e RLS referente evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra.	106

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Casos especiais do algoritmo Bussgang	69
--	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADC	Conversor Analógico-Digital (do inglês, <i>Analog-to-Digital Converter</i>)
ALICE	<i>A Large Ion Collider Experiment</i>
ATLAS	<i>A Toroidal LHC ApparatuS</i>
BC	Cruzamento de Feixes, (do inglês, <i>Bunch Crossing</i>)
BCID	<i>Bunch-Crossing Identification</i>
BE	<i>Back-End</i>
BLUE	Melhor Estimador Linear não Tendencioso (do inglês, <i>Best Linear Unbiased Estimator</i>)
CERN	(do francês, <i>Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire</i>)
CMS	<i>Compact Muon Solenoid</i>
CTP	Processador Central de Filtragem (do inglês, <i>Central Trigger Processor</i>)
DSP	Processador Digital de Sinais, (do inglês, <i>Digital Signal Processor</i>)
DSP	Processador Digital de Sinal (do inglês, <i>Digital Signal Processor</i>)
EB	Barril Estendido, (do inglês, <i>Extended Barrel</i>)
EMEC	<i>LAr Electromagnetic End-cap</i>
FCal	<i>LAr Forward Calorimeter</i>
FCC	(do inglês, <i>Future Circular Collider</i>)
FE	<i>Front-End</i>
FIR	Resposta ao Impulso Finita (do inglês, <i>Finite Impulse Response</i>)
FPGA	<i>Field Programmable Gate Array</i>
HEC	<i>LAr Hadronic End-cap</i>
HL-LHC	<i>High-Luminosity Large Hadron Collider</i>
HLT	<i>Trigger</i> de alto nível, (do inglês, <i>High Level Trigger</i>)
HOS	Estatísticas de Ordem Superior (do inglês, <i>High-Order Statistics</i>)
ID	Detector de Traços (do inglês, <i>Inner Detector</i>)
J-PARC	Complexo de pesquisa do acelerador de prótons do Japão (do inglês, <i>Japan Proton Accelerator Research Complex</i>)
L1	nível 1 (do inglês, <i>Level 1</i>)
LAr	Calorímetro eletromagnético de Argônio Líquido, (do inglês, <i>Liquid Argon calorimeter</i>)

LB	<i>Barril Longo, (do inglês, Long Barrel)</i>
LHC	Grande Colisionador de Hádrõns, (do inglês, <i>Large Hardron Collider</i>)
LHCb	<i>Large Hadron Collider beauty experiment for precision measurements of CP-violation and rare decays</i>
LMS	(do inglês, <i>Least Mean Squares</i>)
LS1	(do inglês, <i>Long Shutdown 1</i>)
LS2	(do inglês, <i>Long Shutdown 2</i>)
LS3	(do inglês, <i>Long Shutdown 3</i>)
LTI	Linear e Invariante no Tempo (do inglês, <i>Linear Time- Invariant</i>)
MF	Filtro Casado (do inglês, <i>Matched Filter</i>)
MSE	<i>Mean Squares Error</i>
OF	Filtro Ótimo (do inglês, <i>Optimal Filter</i>)
PD	<i>Pixel Detector</i>
PMT	Tubo Foto-multiplicador (do inglês, <i>Photo Multiplier Tube</i>)
PS	<i>Proton Synchrotron</i>
PSB	<i>Proton Synchrotron Booster</i>
PU	Unidades de Processamento (do inglês, <i>Processing Units</i>)
RMS	Raiz do Valor Quadrático Médio (do inglês, <i>Root-Mean-Square</i>)
FTK	<i>Fast TracK finder</i>
ROB	<i>Read Out Buffer</i>
ROB	<i>Read Out Buffers</i>
ROD	<i>Read Out Drivers</i>
RoI	Regiões de Interesse (do inglês, <i>Regions of Interest</i>)
SPS	<i>Synchrotron Super Proton</i>
sROD	<i>“super” Read-Out Driver</i>
ST	<i>Semi-conductor Tracker</i>
TileCal	Calorímetro Hadrônico de Telhas, (do inglês, <i>Tile Calorimeter</i>)
TilePPr	(do inglês, <i>TileCal Pre Processor</i>)
TRT	<i>Transition Radiation Tracker</i>
TT	Torres de <i>Trigger</i> , (do inglês, <i>Trigger Tower</i>)
TTC	<i>timing, trigger and control</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	17
1.1.1	O ambiente de desenvolvimento	19
1.1.2	Motivação	21
1.2	OBJETIVOS	22
1.3	PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES	23
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	23
2	O AMBIENTE DE FÍSICA DE PARTÍCULAS	24
2.1	O CERN E O LHC	24
2.1.1	Os Experimentos do LHC	26
2.2	O ATLAS	26
2.2.1	O sistema de coordenadas do ATLAS	28
2.2.2	Calorimetria no ATLAS	29
2.2.2.1	<i>O calorímetro eletromagnético</i>	<i>30</i>
2.2.2.2	<i>O calorímetro hadrônico</i>	<i>32</i>
2.2.3	O Sistema de seleção de eventos online do ATLAS	35
2.2.4	A atualização do LHC	36
2.2.4.1	<i>As mudanças na arquitetura do primeiro nível de seleção de eventos dos calorímetros do ATLAS</i>	<i>38</i>
2.2.4.2	<i>O impacto da luminosidade na reconstrução online</i>	<i>40</i>
2.3	REQUISITOS E CENÁRIO PARA O PROJETO	41
2.4	CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO	42
3	ESTIMAÇÃO DE ENERGIA NO L1	43
3.1	RECONSTRUÇÃO <i>ONLINE</i> DE ENERGIA NO L1 EM EXPERIMENTOS DE FÍSICA DE ALTAS ENERGIAS	43
3.1.1	O Filtro Ótimo	43
3.1.2	Estimação de energia no L1 do TileCal	46
3.1.3	Estimação de energia no L1 do LAr	46
3.1.4	Estimação de energia no L1 do calorímetro eletromagnético do CMS	46
3.1.5	Estimação de energia em outros experimentos de física	48
3.1.5.1	<i>Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do experimento KOTO no J-PARC</i>	<i>48</i>
3.1.5.2	<i>Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do ZEUS (experimento HERA)</i>	<i>49</i>
3.2	BREVE HISTÓRICO DOS ALGORITMOS NO L1 DO ATLAS	50

3.3	DISCUSSÃO SOBRE OS ALGORITMOS PARA ESTIMAÇÃO E O EFEITO DE EMPILHAMENTO DE SINAIS	51
3.4	O MODELO DO CALORÍMETRO PELA CONVOLUÇÃO	52
3.4.1	FIR por aproximação do sistema inverso	53
3.4.2	FIR por equalização estocástica	54
3.5	CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO	55
4	PROPOSTA I: DECONVOLUÇÃO POR TEORIA DA ESPARSIDADE	57
4.1	REPRESENTAÇÕES ESPARSAS	57
4.1.1	Estimação de energia no L1 por abordagem esparsa	57
4.2	CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO	61
5	PROPOSTA II: DECONVOLUÇÃO CEGA BUSSGANG-SPARSE	63
5.1	ALGORITMOS DE ADAPTAÇÃO LINEARES	63
5.1.1	A solução de Wiener	64
5.1.2	O RLS	65
5.2	ALGORITMOS DE DECONVOLUÇÃO NÃO SUPERVISIONADOS	66
5.2.1	O algoritmo cego de Bussgang	67
5.2.2	Estimadores sem memória	68
5.3	DECONVOLUÇÃO CEGA BUSSGANG-SPARSE	69
5.3.1	Determinação de um estimador não-linear adequado	69
5.3.2	Avaliação a partir da teoria de esparsidade	72
5.4	AJUSTE DOS PESOS DO FILTRO NÃO SUPERVISIONADO PARA ESTIMAÇÃO DE ENERGIA	73
5.5	CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO	74
6	RESULTADOS	75
6.1	BANCO DE DADOS DAS SIMULAÇÕES	75
6.1.1	Os canais de leitura e o desvio de fase	76
6.1.2	Geração do banco de dados para as simulações	76
6.2	MEDIDA DE ERRO ADOTADA	77
6.3	PROJETOS USUAIS DE FILTROS FIR DE DECONVOLUÇÃO .	78
6.3.1	Projeto filtro FIR por aproximação do sistema inverso . . .	78
6.3.2	Projeto filtro FIR por equalização estocástica	81
6.4	AVALIAÇÃO DA REPRESENTAÇÃO ESPARSA	83
6.4.1	Obtenção experimental do λ	83
6.4.2	Comparação entre Representação esparsa e FIR por aproximação do sistema inverso	84
6.4.3	Proposta de inclusão de bias para fixação do λ	85

6.5	AVALIAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO: A DECONVOLUÇÃO CEGA BUSSGANG-SPARSE	87
6.5.1	Teste da função Shirinkage	87
6.5.2	A inicialização do algoritmo Bussgang-Sparse	87
6.5.3	Comparação entre Equalização Estocástica e a técnica de Equalização cega	88
6.5.4	Recuperação do pulso característico do canal	90
6.6	ANÁLISES UTILIZANDO DADO REAL DO TILECAL	91
6.7	CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO	94
7	IMPLEMENTAÇÃO	96
7.1	A DECOMPOSIÇÃO QR	96
7.1.1	Givens Rotations	97
7.2	QR-RLS	98
7.3	IMPLEMENTAÇÃO SISTÓLICA DO QRD-RLS	100
7.4	IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO DE DECONVOLUÇÃO CEGA BUSGANG-SPARSE	104
7.4.1	Convergência do QRD-RLS e o RLS	105
7.5	CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO	106
8	CONCLUSÕES	107
8.1	TRABALHOS FUTUROS	109
	REFERÊNCIAS	110
	ANEXO A – Lema da Fatoração Matricial	121
	APÊNDICE A – Produção Bibliográfica	122

1 INTRODUÇÃO

A área de instrumentação eletrônica possui uma grande variedade de aplicações na engenharia, uma vez que ela está inserida em qualquer sistema eletrônico onde necessita-se lidar com alguma grandeza do mundo real. Num processo de instrumentação, em geral, são prevalentes transdutores, para conversão da grandeza física de interesse em sinais elétricos, uma eletrônica de condicionamento que amplifica e filtra o sinal convertido, bem como uma etapa do processamento de sinais, que analisa o sinal condicionado.

Os avanços no campo do processamento digital de sinais, normalmente, decorrem de uma forte sinergia entre novos desenvolvimentos teóricos, novas arquiteturas e velocidade de *hardware* e das necessidades da aplicação, colocadas muitas vezes, por requisitos altamente específicos. Uma aplicação extremamente desafiadora, tanto para instrumentação quanto para o processamento digital de sinais, diz respeito aos experimentos de física de altas energias, que estudam as propriedades e interações das menores partes constituintes da matéria. Devido às dimensões e velocidade em que os fenômenos físicos ocorrem neste ambiente, estes experimentos envolvem um grande número de sensores, operando com altas taxas de eventos para observação e caracterização dos fenômenos físicos.

A leitura e o armazenamento da informação que advêm desta grande quantidade de sensores, com taxas de aquisição na ordem dos nanos segundos e um elevado número de canais simultâneos, são um desafio para o estado da arte tecnológico. Além disso, a informação relevante para caracterização do evento físico está imersa em ruído o que torna cada vez mais difícil distinguir entre o que é relevante ou não. Portanto, o emprego do processamento *online* para seleção de eventos pode reduzir a quantidade de informação a ser armazenada e facilitar as análises para identificação e caracterização do evento físico.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Uma grande gama de experimentos modernos de física de altas energias faz uso de aceleradores de partículas, que, por sua vez, podem produzir uma enorme quantidade de dados. Esses aceleradores são projetados para acelerar e colidir feixes de partículas em altíssima velocidade. Assim, o resultado de uma colisão entre as partículas de um feixe produz novas partículas, que, para serem observadas, necessitam ser reconstruídas computacionalmente, a partir de informações de sensores especializados em medir certas grandezas físicas das partículas, à medida que as mesmas entram em contato com os transdutores de um experimento detector de partículas. Os experimentos, tipicamente, são constituídos por diversos sub-detectores, de modo que cada um deles é responsável

por medir uma propriedade específica da partícula incidente. Entre as propriedades, uma das mais importantes é a informação da energia, que pode ser obtida por meio de um sistema de calorimetria.

Os calorímetros que constituem o sistema de calorimetria podem ser classificados como homogêneos ou por amostragem. Os homogêneos são constituídos por um bloco de material denso, tendo com a finalidade de absorver a energia das partículas. Já o sistema de calorimetria por amostragem, que é o tema central deste trabalho, é responsável por absorver e amostrar a energia das partículas incidentes. Portanto, um calorímetro por amostragem, normalmente, é suficientemente espesso, constituído por uma sobreposição de elementos sensores compostos por material denso, de modo que toda a energia das partículas seja depositada em seu volume, sendo uma grande parte dissipada e uma pequena porção amostrada na interação com o seu material. Os calorímetros também devem ser segmentados em células, para que forneçam uma resolução espacial ao detector, podendo chegar a centenas de milhares de células de modo a permitir uma boa resolução espacial.

Como os calorímetros são finamente segmentados e os eventos de interesse para a física são frequentemente raros (muitas das vezes, são necessárias milhares de colisões para aumentar a probabilidade de se obter um evento de interesse), conseqüentemente, muita informação é gerada, requisitando a utilização de um sistema de seleção de eventos *online*. Este sistema é projetado para aceitar ou rejeitar informações relevantes para a identificação e caracterização do fenômeno físico.

Os sistemas de seleção de eventos *online* (ou sistemas de *trigger*), geralmente, operam realizando a seleção em etapas sequenciais de processamento, de modo que os eventos não relevantes sejam gradualmente descartados a cada etapa. As primeiras etapas de processamento (ou primeiro nível de seleção de eventos), comumente, são implementadas em *hardware* dedicado para que possam lidar com os requisitos de alta taxa de eventos e baixa latência. Por outro lado, os níveis subsequentes, conhecidos como sistemas de seleção de alto nível (ou *high-level triggers*) são projetados para operar utilizando *softwares* pois, apesar de lidarem com a informação já selecionada pelo primeiro nível, utilizam os dados de todos os sub-detectores do experimento para tomar a decisão sobre a relevância do evento físico e os dados que devem ser armazenados para futuras análises.

Os calorímetros têm uma participação fundamental em todos os níveis de seleção, pois o perfil de deposição de energia é utilizado no processo de reconstrução e identificação das partículas primárias. Para a área da física de altas energias, o verbo reconstruir significa reproduzir ou reconstituir, através dos dados gerados pelo detector, as interações físicas que nele ocorreram. Assim, o termo reconstrução de energia está associado com a tarefa de estimar a energia depositada no calorímetro, analisando o

sinal elétrico gerado em suas células.

Sob o ponto de vista da cadeia de instrumentação presente nos calorímetros, tipicamente, a reconstrução *online* tem início na sua eletrônica de leitura. A partir do processo de interação da partícula com o material do calorímetro e sensibilização de uma célula, a grandeza física é convertida em sinal elétrico. O sinal elétrico é condicionado e amplificado, de forma que sua amplitude de pico seja proporcional à energia depositada em uma célula. O mesmo é então digitalizado por um Conversor Analógico-Digital (do inglês, *Analog-to-Digital Converter*) (ADC). Neste ponto da cadeia de instrumentação, dá-se início a reconstrução *online* de energia, onde geralmente são realizadas duas tarefas no primeiro nível de seleção de eventos *online*, a saber: a detecção dos canais (células) com informações relevantes e a estimação do valor correto da energia e do instante de deposição na respectiva célula. No caso de aceitação pelo primeiro nível (quando um *cluster* de células altamente energéticas é detectado), as amostras digitalizadas ao redor do pico são coletadas e encaminhadas para os outros níveis de seleção de eventos, nos quais procedimentos mais sofisticados de reconstrução de energia podem ser realizados.

Considerando apenas o primeiro nível de seleção de eventos *online*, a estimação e detecção devem ser realizadas de maneira rápida e sem interrupções. Esta maneira de realização é conhecida na literatura como *free-running*. Assim, uma solução comum em experimentos de física é fazer o uso de filtros de Resposta ao Impulso Finita (do inglês, *Finite Impulse Response*) (FIR) seguidos por circuito detector de picos. Neste contexto, os filtros FIR são projetados de modo que, no instante de tempo discreto em que as amostras de um pulso digitalizado se encontram corretamente alinhadas na cadeia de registradores do filtro, na sua saída é produzida uma estimação da amplitude do pulso baseado em algum critério de otimização. Diversas técnicas de otimização, tais como filtros casados, filtros de autocorrelação, melhor estimador linear não-tendencioso, estimador de mínima variância (filtros ótimos ou OF, do inglês *Optimal Filter*), estimador de máxima verossimilhança, têm mostrado convergir para basicamente o mesmo projeto de filtro, quando uma estrutura baseada em filtros FIR é utilizada.

1.1.1 O ambiente de desenvolvimento

Este trabalho foi desenvolvido para o primeiro nível de seleção de eventos *online* do experimento *A Toroidal LHC ApparatuS* (ATLAS), que é um dos principais experimentos do maior acelerador de partículas mundo, o Grande Colisionador de Hádrons, (do inglês, *Large Hardron Collider*) (LHC), localizado no Conselho Europeu para Pesquisa Nuclear (do francês, *Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire*) (CERN), em Genebra, na Suíça.

O LHC opera acelerando feixes de prótons em um túnel subterrâneo a aproxi-

madamente 100 metros de profundidade e com 27 km de circunferência, fazendo-os colidir nos pontos de interesse de quatro experimentos principais: ALICE, LHCb, CMS e ATLAS. Esta incidência dos feixes ou Cruzamento de Feixes, (do inglês, *Bunch Crossing*) (BC) ocorre a cada 25 nanos segundos, o que corresponde a uma taxa de 40 MHz.

O ATLAS é composto por diversos subdetectores, entre eles os calorímetros hadrônico e eletromagnético, conhecidos respectivamente por Calorímetro Hadrônico de Telhas, (do inglês, *Tile Calorimeter*) (TileCal) e LAr (calorímetro de Argônio líquido). Cada calorímetro tem um número de células diferente, sendo aproximadamente 10 mil do TileCal e 200 mil do LAr, além de um princípio de funcionamento próprio, no que tange a conversão da energia da partícula para sinal elétrico.

Para o processamento no primeiro nível de seleção de eventos *online*, também conhecido por nível 1 (do inglês, *Level 1*) (L1), estes calorímetros diferem basicamente na forma do pulso característico, pois cada um possui um circuito de condicionamento do sinal diferente. O circuito de condicionamento do TileCal gera um pulso de formato unipolar e duração de 150 ns, enquanto o do LAr produz um pulso de formato bipolar com duração de aproximadamente 600 ns. Contudo, ambos têm em comum a digitalização do sinal por um conversor ADC com taxa de amostragem igual a 40 MHz, que é sincronizada com a taxa de colisões do LHC.

Na busca por mais detalhes sobre a constituição da matéria, o LHC passa por um programa de atualização que visa prepará-lo para um novo cenário de luminosidade ¹. Em consequência, algumas mudanças na instrumentação estão previstas para adequação a este aumento. Tais mudanças serão implementadas ao longo de três paradas longas do LHC de acordo com um cronograma existente (COLLABORATION, 2017a). O foco deste trabalho se concentra na última parada do cronograma atual para atualização do LHC, chamada de longa parada 3 (do inglês, *Long Shutdown 3*) (LS3), que está prevista para ocorrer entre os anos de 2024 e 2026. Nesta fase de atualização, o pico de luminosidade, que em 2018 atingiu $2 \times 10^{34} \text{cm}^{-2}\text{s}^{-1}$, está previsto atingir entre 5 e $7 \times 10^{34} \text{cm}^{-2}\text{s}^{-1}$.

O aumento dos níveis de luminosidade indica um aumento na probabilidade de colisões. Neste cenário de operação, os experimentos precisam lidar com uma alta ocupação do detector, que pode gerar a sobreposição de sinais elétricos na eletrônica de leitura das células dos calorímetros. Esta sobreposição de sinais (ou efeito de empilhamento de sinais) pode ocorrer devido a possibilidade do intervalo de tempo entre duas interações consecutivas na mesma região do detector ser menor do que o

¹ Luminosidade é o número de interações por centímetro quadrado por segundo. Este parâmetro pode ser interpretado como a capacidade de um acelerador de partículas produzir um número determinado de interações, de modo que quanto mais interações são produzidas em um BC maior é a chance de se observar um evento raro (HERR; MURATORI, 2006).

tempo de resposta do sistema de medição dos calorímetros.

1.1.2 Motivação

Os algoritmos comumente utilizados para reconstrução de energia *online* se apoiam na consideração do formato da resposta do calorímetro ser fixo e do ruído aditivo ser um processo aleatório gaussiano branco e de média zero, para inferir o valor da amplitude a partir de modelos lineares.

Os principais experimentos do LHC, que possuem um sistema de seleção de eventos *online* para calorimetria, utilizam o Filtro Ótimo (do inglês, *Optimal Filter*) (OF) como padrão para estimação de energia no primeiro nível de seleção de eventos. Contudo, com o cenário recente de empilhamento de sinais, o desempenho dos algoritmos de reconstrução pode ficar comprometido. De fato, o efeito de empilhamento de sinais provoca uma deformação no formato da resposta do calorímetro presente no sinal a ser processado e, como a teoria de estimação se apoia na hipótese do formato da resposta ser fixo e bem definido, o valor da energia não é estimado corretamente.

Os experimentos detectores do LHC vêm buscando formas de melhorar a estimação dos valores de energia do pulso. Entretanto, as soluções apresentadas e implementadas no LHC atualmente, de alguma forma, ainda são baseadas na tentativa de adaptar a técnica padrão do OF a este cenário. No ATLAS, as estatísticas de segunda ordem de sinais com empilhamento são utilizadas e interpretadas como um ruído altamente correlacionado no projeto do OF. Assim, o empilhamento pode ser usado como uma fonte adicional de informação no projeto do filtro, mitigando erros provenientes do efeito de empilhamento na reconstrução. Entretanto, um cenário mais severo de empilhamento de sinais, como o que poderá ser encontrado após a LS3, pode fazer com que este algoritmo comece a perder eficiência devido à existência de estatísticas de ordem mais altas produzidas pelo empilhamento, que não podem ser acessadas pela otimização linear.

Tendo em conta os algoritmos padrão para realizar a seleção de eventos *online* no primeiro nível e o cenário com empilhamento de sinais previsto, outros estudos já foram realizados. O estudo das técnicas de deconvolução, que foi um nicho não muito explorado em calorimetria ao longo de décadas, por amplificar mais o ruído do que o OF em condições sem o empilhamento de sinais, volta a ser objeto de estudo. Propostas baseadas em técnicas de deconvolução, que tratam especificamente o problema de empilhamento, mostraram ter um desempenho superior neste ambiente.

As técnicas de deconvolução são empregadas em diversas áreas no processamento de sinal. Em telecomunicações, por exemplo, o sinal transmitido é distorcido pelo canal de comunicação e o sinal no receptor pode ser modelado como o resultado da convolução entre a informação transmitida e a resposta ao impulso do canal, caso o canal seja

modelado como um sistema linear e invariante no tempo, adicionado de ruído aditivo. Então, métodos de deconvolução podem ser empregados no receptor para recuperar a informação transmitida.

Atualmente, no ATLAS, a deconvolução vem sendo proposta para a reconstrução *online* e *offline* de energia. Nestas propostas, toda a cadeia eletrônica de leitura do calorímetro é interpretada como um canal de comunicação e a informação transmitida como a energia que pretende-se recuperar. Assim, o empilhamento não é visto como um ruído, mas sim como uma influência do canal, proporcionando melhores resultados. Com a melhora dos resultados utilizando técnicas de deconvolução na reconstrução, cria-se a expectativa de que o aprofundamento do estudo nestas técnicas possa produzir uma solução melhor neste cenário.

Outro ponto que motiva este trabalho são os milhares de canais que o calorímetro possui. Um projeto de filtro FIR, no contexto dos calorímetros do ATLAS, para ser mais preciso, deveria ser feito analisando a resposta do canal de maneira individual, o que na prática não se torna muito viável devido ao elevado número de canais existente. Assim, uma resposta média é tomada como referência e, posteriormente, a reconstrução é avaliada por um fator de qualidade da reconstrução que se baseia nesta resposta média. Além disso, os canais também podem sofrer pequenas variações em seus parâmetros ao longo do tempo e durante o momento de funcionamento do LHC (*Run*) não é possível parar as colisões no LHC e realizar a atualização dos pesos do filtro.

Vale ressaltar as modificações no *hardware* e o impacto do efeito de empilhamento de sinais na reconstrução, que são previstos na atualização do LHC. Em consequência, também surge a possibilidade da utilização de algoritmos mais complexos para o processamento no L1. Tal fato, possibilita a investigação de novas propostas de algoritmos para realizar a estimação de energia.

1.2 OBJETIVOS

Considerando a motivação deste trabalho, pretende-se alcançar soluções alternativas para reconstrução *online* de energia no L1, de modo que estas soluções sejam independentes dos parâmetros do calorímetro e possam se adaptar, em tempo de execução, a possíveis variações da resposta do calorímetro, fazendo com que o filtro projetado seja calibrado de forma *online* e individualmente para cada célula. Nesta busca por alternativas, a avaliação de desempenho e a viabilidade de implementação também são almejadas e fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho.

1.3 PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES

- Proposição de um algoritmo de deconvolução baseado em representações esparsas de dados para implementação *free-running*. Tal algoritmo se mostrou mais eficiente que os métodos de deconvolução propostos anteriormente.
- A partir do algoritmo acima proposto, o desenvolvimento de um algoritmo cego de equalização de canal, chamado aqui de Busgang-Sparse, para reconstrução de energia *online* no primeiro nível de seleção de eventos para os calorímetros do ATLAS. Tal algoritmo permite otimização independente dos milhares de canais, sem a necessidade de uma etapa individual de calibração, o que demandaria um custo computacional proibitivo e, portanto, não implementável.
- Proposição de uma adaptação da implementação sistólica do QRD-RLS ao método Busgang-Sparse. Tal adaptação permite operar de maneira *free-running* e atualizar os coeficientes do filtro FIR a cada nova amostra de processamento.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

No Capítulo 2, será apresentado o ambiente no qual esta proposta de tese foi desenvolvida. Os calorímetros do ATLAS serão descritos, além do detalhamento dos requisitos do primeiro nível de seleção de eventos do ATLAS.

O Capítulo 3 será dedicado à revisão da técnica atualmente utilizada para detecção e estimação no contexto, *online*, no sistema de *trigger*. Assim como, outras técnicas recentemente propostas, revisadas para este fim.

No Capítulo 4, é apresentada a proposta de um algoritmo baseado na representação esparsa de sinais para realizar a estimação de energia no primeiro nível de seleção de eventos *online*. Também é revisada a teoria de esparsidade, que será associada a teoria de filtros adaptativos para o desenvolvimento do algoritmo Busgang-Sparse.

O Capítulo 5 apresenta uma revisão sobre filtros adaptativos e em seu final expõe a técnica proposta de deconvolução cega Busgang-Sparse.

No Capítulo 6, os resultados relacionados a técnica proposta são apresentados e comparados com as técnicas de referência para estimação de energia *online*.

Já o Capítulo 7 aborda uma discussão referente à implementação do algoritmo Busgang-Sparse em tempo real.

Finalmente, no Capítulo 8, serão apresentadas as discussões sobre o trabalho realizado, considerações finais e vertentes para o desenvolvimento de trabalhos futuros.

2 O AMBIENTE DE FÍSICA DE PARTÍCULAS

Experimentos em física de altas energia, em geral, empregam uma complexa instrumentação para detectar partículas sub-atômicas, mensurar e registrar propriedades físicas das mesmas (BRUNING; ROSSI, 2015; COLLABORATION, 2015). Neste contexto, os calorímetros desempenham um papel fundamental, pois são responsáveis por prover a informação acerca da energia das partículas (WIGMANS, 2018). Este trabalho foi desenvolvido no contexto do sistema de calorimetria do ATLAS, propondo novos algoritmos para a estimativa de energia *online*. Portanto, neste capítulo, introduz-se o ambiente de aplicação desta técnica. Assim, são descritos, com ênfase na estimativa de energia: o CERN, o acelerador de partículas LHC, o experimento ATLAS e o seu sistema de calorimetria nas Seções 2.1 e 2.2. Por fim, os requisitos considerados para o projeto são resumidos na Seção 2.3.

2.1 O CERN E O LHC

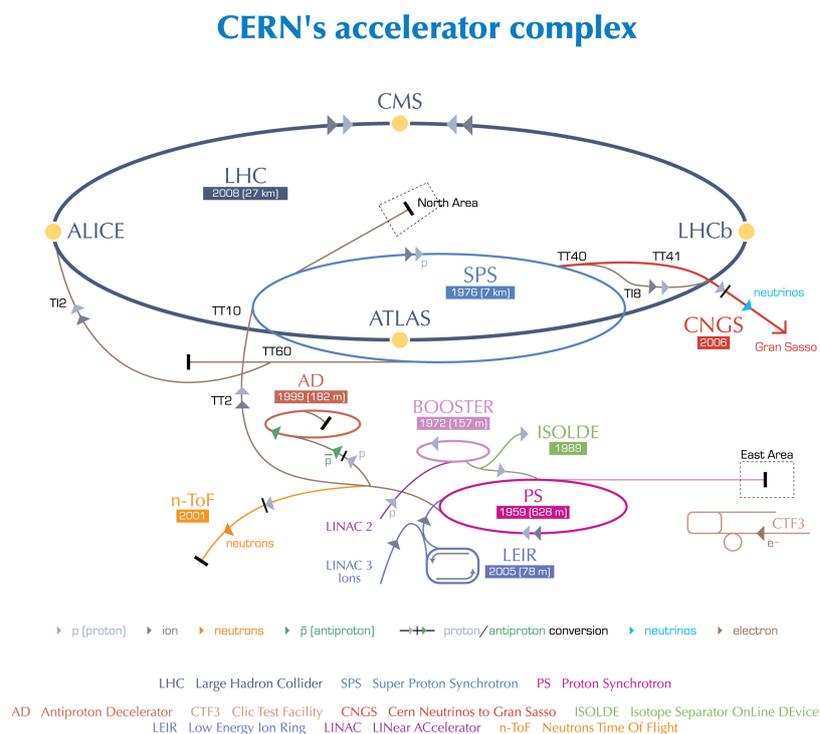
O CERN foi fundado em 1954, na fronteira franco-suíça, próximo a Genebra. Este é, atualmente, o maior centro de pesquisa de física de partículas do mundo (CERN, 2019a) e conta com a colaboração de físicos, engenheiros e técnicos de mais de 100 países (dentre eles, o Brasil) (CERN, 2019e).

O propósito do CERN é estudar e explorar questões fundamentais da física, tais como a composição e as forças que mantêm a matéria unida (FERBEL, 2003), explorando a física como, por exemplo, na busca pelo Bóson de Higgs que é uma partícula elementar prevista pelo Modelo Padrão (COTTINGHAM; GREENWOOD, 2007), onde a sua comprovação resultou no Prêmio Nobel de Física em 2013. Muitas das soluções propostas para questões que compreendem essas questões fundamentais requerem o uso de experimentos para validar a teoria, nos quais, dentre os mais complexos, destacam-se os colisionadores de partículas (EDWARDS; SYPHERS, 2008). Os colisionadores, também conhecidos como aceleradores, são responsáveis por acelerar feixes de partículas elevando a sua energia, onde em pontos específicos (experimentos detectores) são colocados em rota de colisão, produzindo subprodutos desta colisão, ou seja, revelam como é composta a matéria (VELTMAN, 2003). No laboratório do CERN existe um complexo de aceleradores, conforme ilustrado na Figura 1.

Neste complexo de aceleradores, os prótons começam sua jornada como átomos de hidrogênio em estado gasoso. Com o auxílio de um campo elétrico, que é usado para retirar elétrons dos átomos de hidrogênio, são produzidos prótons para serem acelerados (ZAMANTZAS; VIÀ; DEHNING, 2006). O Linac 2, é o primeiro acelerador da cadeia: ele acelera os prótons à energia de centro de massa da colisão ¹ de 50 MeV (HILL

¹ A energia de centro de massa de uma colisão é definida por \sqrt{s} , indica a quantidade de

Figura 1 – O complexo de aceleradores do CERN.



European Organization for Nuclear Research | Organisation européenne pour la recherche nucléaire

© CERN 2008

Fonte: (HAFFNER, 2013).

et al., 1994). O feixe de prótons é, então, injetado no *Proton Synchrotron Booster* (PSB), que acelera os prótons para 1,4 GeV (FRANCESCA et al., 2018), seguido pelo *Proton Synchrotron* (PS) (CUNDY; GILARDONI, 2017), que empurra o feixe para 25 GeV. Os prótons são, então, enviados para o *Synchrotron Super Proton* (SPS), no qual eles são acelerados para 450 GeV (DOBLE et al., 2017).

Por fim, os feixes de prótons são transferidos para o LHC, que é o maior e mais poderoso acelerador de partículas do mundo, atualmente (SÁNCHEZ; FERRER; RODRÍGUEZ, 2010). Ele possui o formato de um anel circular, com aproximadamente 27 km de circunferência (EVANS, 1995). No LHC, existem dois tubos: em um deles o feixe circula no sentido horário, enquanto no outro no sentido anti-horário. Leva cerca de 4 minutos e 20 segundos para preencher cada anel do LHC e 20 minutos para que os prótons atinjam sua energia máxima de 6,5 TeV. Os feixes circulam durante muitas horas dentro dos tubos do LHC em condições normais de operação. Milhares de ímãs de diferentes variedades e tamanhos são usados para direcionar os feixes de prótons ao redor do acelerador. Dentre eles estão 1232 ímãs dipolo de 15 metros de comprimento, que alinham os feixes na rota, e 392 ímãs quadripolares, cada um de 5 a 7 metros

energia que um elétron ganha ao ser acelerado e é medida em elétron-Volt, que corresponde ao trabalho realizado para mover um elétron através de 1 Volt.

de comprimento, que focam os feixes. Apenas antes da colisão, outro tipo de ímã é usado para "espremer" as partículas mais próximas, objetivando aumentar as chances de colisões. Depois desta fase, as colisões entre os feixes são realizadas a cada 25 ns e, estrategicamente, em pontos específicos, nos quais são posicionados experimentos que recolhem informações provenientes das colisões em um patamar de energia total igual a 13 TeV (CERN, 2018).

2.1.1 Os Experimentos do LHC

São exatamente quatro pontos onde ocorrem as colisões, neles são posicionados os quatro principais experimentos: *A Large Ion Collider Experiment* (ALICE), ATLAS, *Compact Muon Solenoid* (CMS) e *Large Hadron Collider beauty experiment for precision measurements of CP-violation and rare decays* (LHCb). De maneira geral, estes experimentos objetivam a reconstrução dos resultados das colisões, cada um com uma função específica.

O CMS é um experimento de propósito geral para estudo do bóson de *Higgs*, de partículas supersimétricas e de física de íons pesados (EVANS; BRYANT, 2008). Seu formato é completamente cilíndrico, possuindo 21 m de comprimento, 16 m de diâmetro e pesando, aproximadamente, 12.500 toneladas. As suas principais características são o seu tamanho relativamente compacto, com um poderoso solenoide que produz um campo magnético de 4 Tesla. O ATLAS também é um experimento de propósito geral que analisa uma ampla gama de fenômenos físicos passíveis de surgirem com uma colisão próton-próton, no LHC. Foi otimizado para ter o máximo alcance possível da física de interesse no LHC (AAD et al., 2008a). Já 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). Por outro lado, o LHCb é um experimento dedicado ao estudo de violação de CP ² e outros fenômenos raros, oriundos do decaimento do méson-B (AAMODT et al., 2008).

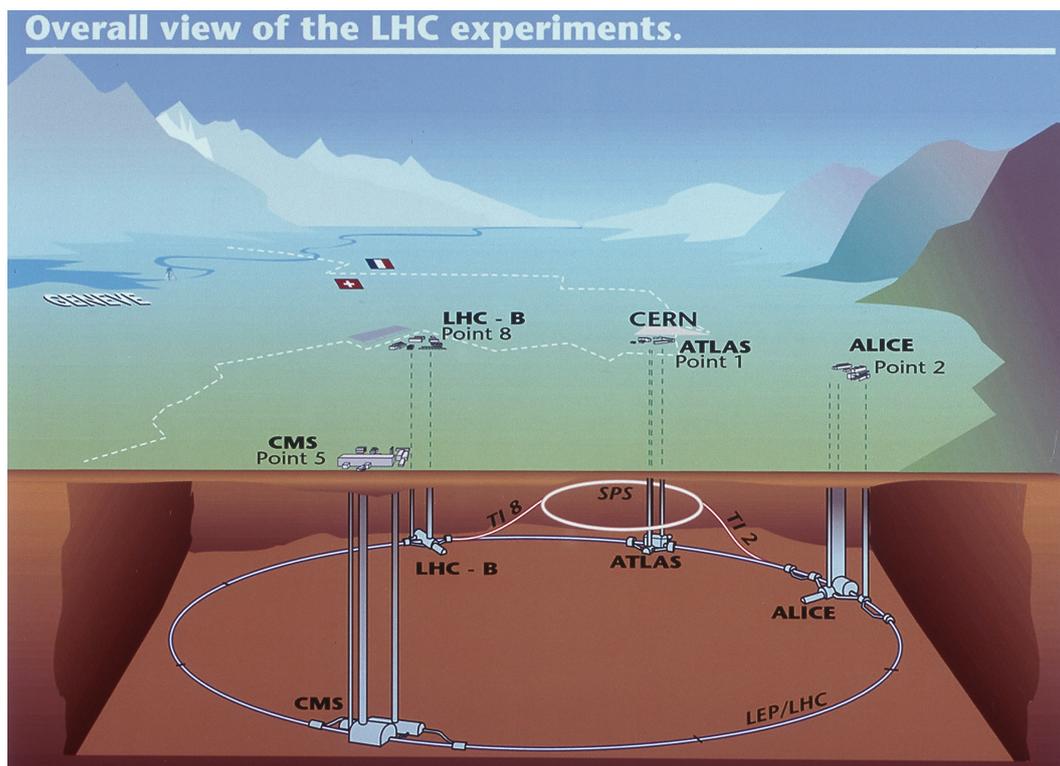
Uma visão esquemática dos experimentos é mostrada na Figura 2. O experimento ATLAS, ambiente no qual o presente trabalho foi desenvolvido, será apresentado em mais detalhes na Seção 2.2.

2.2 O ATLAS

O ATLAS, em termos de dimensões, é o maior experimento do LHC. Ele possui 45 metros de comprimento, mais de 25 metros de altura e pesa mais de 7 mil toneladas. O propósito do ATLAS é a busca de respostas para vários questionamentos que a teoria

² A simetria CP (Carga-Paridade), é uma simetria quase exata das leis da natureza sobre o efeito do transformação entre partículas em antipartículas, a assim chamada conjugação de Carga, e a inversão das coordenadas espaciais, a Paridade.

Figura 2 – Os detectores e suas respectivas disposições no anel do LHC.



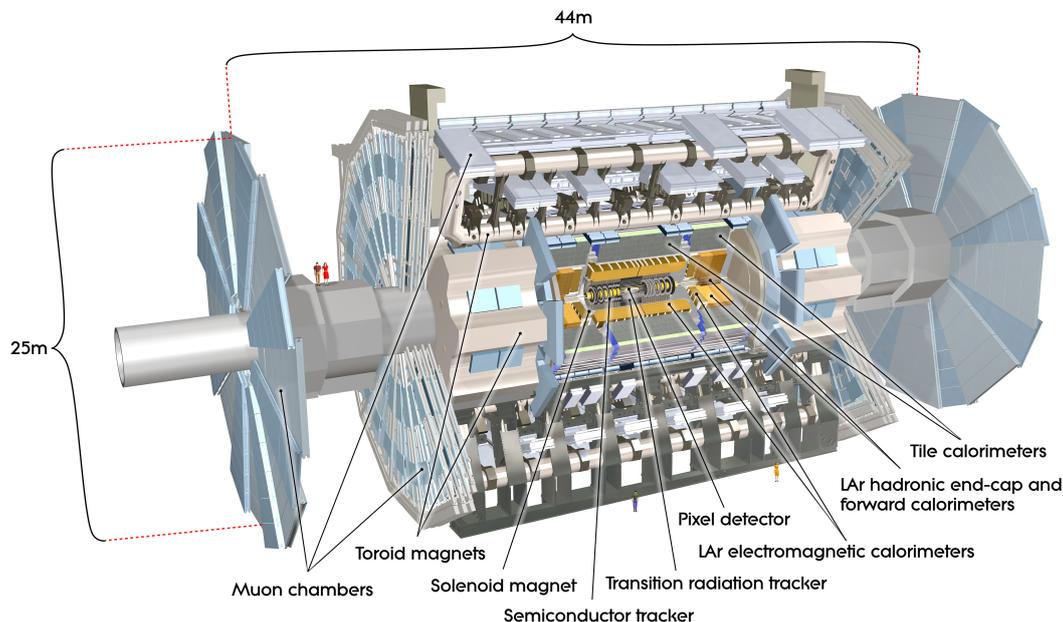
Fonte:(CARON, 1998).

de física de partículas apresenta. Por exemplo, a busca do bóson de Higgs até dimensões extras e partículas que poderiam constituir a matéria escura (CERN, 2019c).

Os componentes principais do ATLAS estão dispostos em camadas cilíndricas, conforme é mostrado na Figura 3. Os principais componentes são: O Detector de Traços (do inglês, *Inner Detector*) (ID) (ROS, 2003), os calorímetros eletromagnético e hadrônico (ATLAS et al., 1996) e o sistema de detecção de múons (Muon detectors) (PALESTINI, 2003). O ID é responsável por identificar a trajetória das partículas com carga elétrica e medir o momento, a partir de sua curvatura. Ele é composto por três outros sub-detectores: o *Pixel Detector* (PD) (AAD et al., 2008b), o *Semi-conductor Tracker* (ST) (TURALA, 2001) e o *Transition Radiation Tracker* (TRT) (COLLABORATION et al., 2008). Já os calorímetros eletromagnético e hadrônico são os responsáveis por medir o perfil da energia depositada no ATLAS, a partir da interação da partícula com suas células. Na camada mais externa do ATLAS, encontram-se as câmeras de múons (*Muon chambers*), que são as únicas partículas, detectáveis, capazes de atravessar os calorímetros.

Outra característica do experimento ATLAS é o seu sistema próprio de coordenadas, dado o formato cilíndrico dos elementos detectores dispostos ao redor do ponto de colisão. Como é visto na Subseção 2.2.1, este sistema é importante para localizar, espacialmente, os componentes e trajetórias de partículas no ATLAS.

Figura 3 – O ATLAS e seus componentes.



Fonte: (PEQUENAO, 2008b).

2.2.1 O sistema de coordenadas do ATLAS

Este sistema aplica o modelo de coordenadas da "mão direita", que é constituído da seguinte forma: estabelecendo a origem no ponto de colisão, 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, 2017). O uso do sistema de coordenadas cilíndricas é comum na maioria das análises físicas e reconstruções de trajetórias das partículas. Os três eixos de coordenadas cilíndricas utilizados no ATLAS são:

- 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;

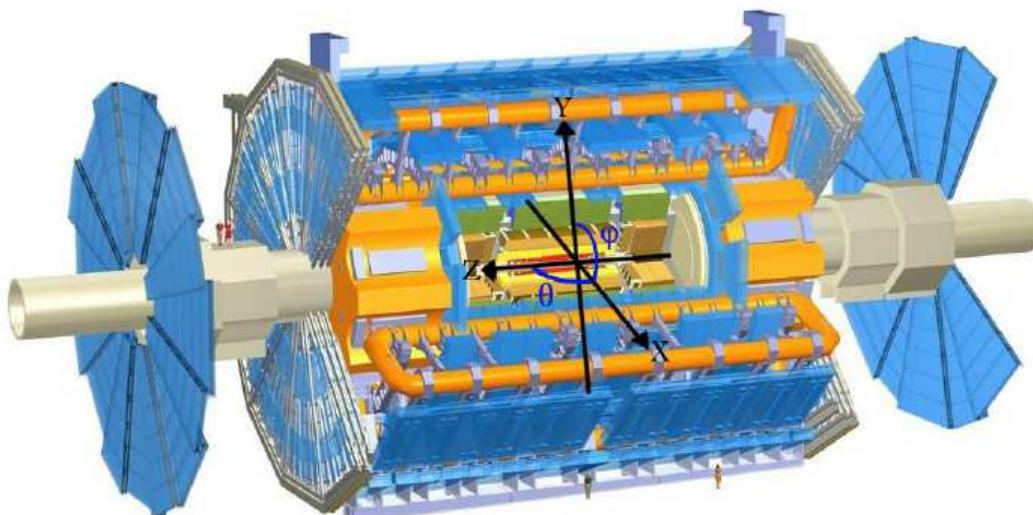
Assim, com o objetivo de caracterizar rapidamente uma partícula, em geral são necessárias apenas duas variáveis, a sua energia e o seu momento longitudinal. Deste modo, também pode ser definida uma coordenada que é função de um ângulo θ de incidência (momento longitudinal). Esta coordenada é chamada de pseudo-rapidez (η) (WONG, 1994) e é expressa por:

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

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

As colisões entre os prótons no LHC, geralmente, ocorrem de forma tangencial. Assim, a maioria das partículas, que são produzidas numa interação, ocorrem em valores de $|\eta|$ muito altos. Por outro lado, se a colisão entre prótons for frontal, que é um caso mais raro, a tendência é que seja populada a região para baixos valores de $|\eta|$. Por consequência, na detecção de partículas nativas de colisões, a incidência de partículas por unidade de tempo aumenta com o valor de $|\eta|$. A essa taxa, daremos o nome de ocupação no decorrer deste texto. A Figura 4 exibe um desenho tridimensional que ilustra o sistema de coordenadas cilíndricas utilizado no ATLAS.

Figura 4 – O sistema de coordenadas do ATLAS.



Fonte: (PEQUENAO, 2008b).

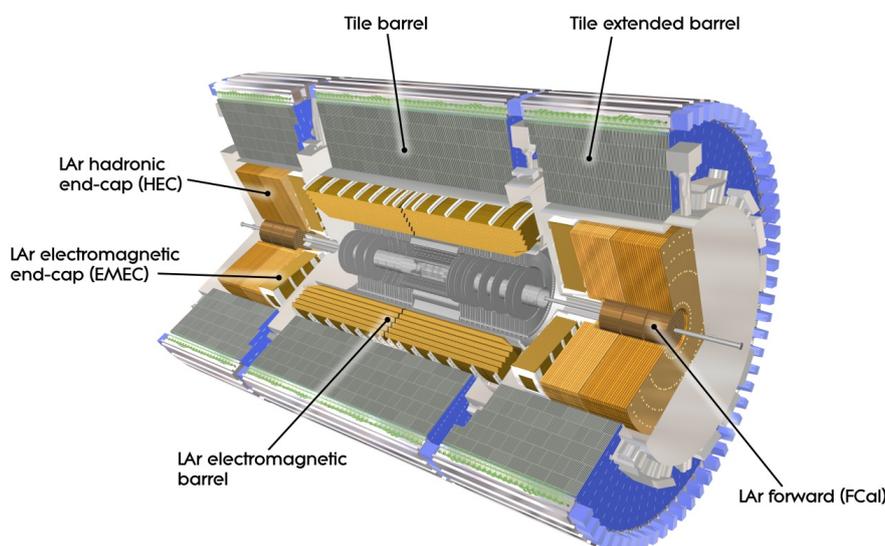
2.2.2 Calorimetria no ATLAS

Os calorímetros desempenham um papel fundamental em experimentos de física que envolvem altas energias (WIGMANS, 2018). Teoricamente, um calorímetro é um bloco de matéria no qual partículas incidentes são interceptadas, sendo suficientemente espesso para que elas interajam e tenham a sua energia cinética total absorvida. Tipicamente, os calorímetros são segmentados em milhares de canais de leitura (células) para que, além de medir a energia total, também possam identificar a trajetória de deposição da energia, permitindo a classificação das partículas de acordo com o perfil de deposição. Em resumo, um calorímetro é responsável por absorver, amostrar e medir a energia das partículas que o atravessam (FERBEL, 2003).

Visto que as interações das partículas com a matéria dependem do tipo de partícula, o sistema de calorimetria do ATLAS possui dois tipos de calorímetros, o eletromagnético e o hadrônico. O calorímetro eletromagnético absorve a energia de partículas que interagem de forma eletromagnética (elétrons e fótons) (COLLABORATION et al., 2014), já o calorímetro hadrônico absorve a energia de partículas que interagem através da interação forte (principalmente hádrons) (FERBEL, 2003).

No ATLAS, o sistema de calorimetria é constituído por diversos calorímetros especializados: o LAr (ATLAS, 1996a), o TileCal (ATLAS, 1996b), o *LAr Electromagnetic End-cap* (EMEC), o *LAr Hadronic End-cap* (HEC) (BAN et al., 2006) e o *LAr Forward Calorimeter* (FCal). A Figura 5 ilustra a composição deste sistema.

Figura 5 – O sistema de calorimetria do ATLAS.



Fonte: (PEQUENAO, 2008a).

2.2.2.1 O calorímetro eletromagnético

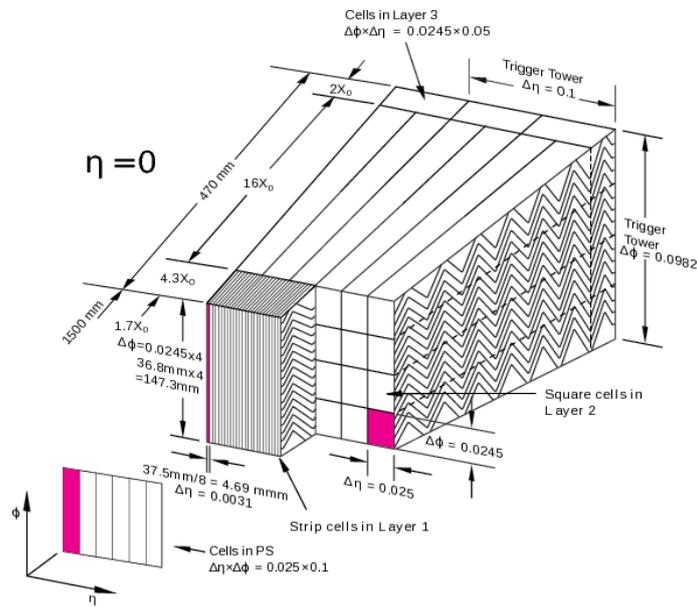
O calorímetro eletromagnético possui a função de absorver e amostrar componentes eletromagnéticas dos decaimentos das partículas. Para isto, ele utiliza o chumbo como material absorvedor e Argônio líquido como material amostrador da energia. Por isso, ele também é conhecido como calorímetro de Argônio líquido. Sua estrutura possui o formato de acordeões. Os eletrodos amostram a energia da partícula através da ionização do Argônio líquido presente nas células do calorímetro (PERRODO, 2003).

O LAr é constituído de duas partes: o barril (do inglês, *barrel*) e as duas tampas (do inglês, *end-caps*). Em conjunto, estas partes cobrem o espaço ao redor do ponto de colisão até um valor de $|\eta| = 3,2$. O barril estende-se por uma variação de $|\eta| = 0$ até $|\eta| = 1,475$. A tampa exterior se sobrepõe ao barril iniciando em $|\eta| = 1,375$ até

$|\eta| = 3, 2$, com uma região de $|\eta| = 1, 3$ até $|\eta| = 1, 6$ em baixa resolução. Enquanto a Tampa interior abrange a extensão de $2, 5 < |\eta| < 3, 2$ (PERRODO, 2003).

Devido à sua granularidade (cerca de 200.000 células), este calorímetro permite uma alta acurácia na identificação da posição das partículas. Portanto, quanto à sua segmentação, o LAr possui três camadas: a primeira com uma segmentação mais fina, na qual as células ocupam $\Delta\eta = 0, 0031$ de largura; já as segunda e terceira camadas possuem, respectivamente, $\Delta\eta = 0, 025$ e $\Delta\eta = 0, 05$ de largura. Com relação à rotação (eixo φ), a granularidade é constante, mas variável com relação a η (AAD et al., 2008a). Esta diversificação da granularidade pode ser observada na Figura 6.

Figura 6 – Granularidade do LAr.

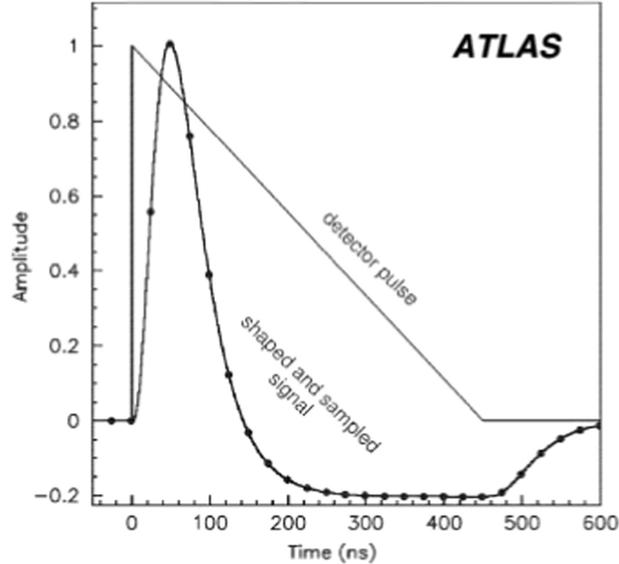


Fonte: (AAD et al., 2008a).

Fisicamente, no LAr, o Argônio líquido é utilizado como material ativo (que amostra a energia) entre duas camadas de chumbo, que é o material absorvedor. Assim, partículas carregadas oriundas das colisões entre prótons liberam elétrons da camada de valência do Argônio líquido (material ativo), gerando a produção de partículas ionizadas (pares de íons e elétrons), iniciando a produção de chuviscos, que são coletados por uma alta tensão (aproximadamente 2000 V) aplicada a placas de chumbo (ARFAOUI, 2011). Enquanto a lenta movimentação de íons gera uma contribuição constante, o rápido movimento dos elétrons domina a corrente. Deste modo, pelo acoplamento capacitivo do sinal, a contribuição de íons pode ser suprimida e os elétrons permanecem no sinal. O pulso gerado é condicionado por um circuito analógico, sendo então proporcional à energia depositada (XU; GONG; CHIU, 2014). A Figura 7 mostra um exemplo do pulso característico gerado pelo circuito de condicionamento (em pontilhado), a onda em formato triangular é o pulso original que antecede o circuito de condicionamento. Pela figura, é possível observar, ainda, que este pulso condicionado é digitalizado à taxa

de 40 MHz, que é sincronizada com a taxa de eventos do LHC, e possui a duração aproximada 26 BCs (DAMAZIO, 2013). O fato de o sinal durar mais do que o período de cruzamento de feixes pode causar empilhamento de sinais (MCCARTHY, 2016), sendo este o problema central a ser discutido nesta tese.

Figura 7 – Pulso característico do LAr e seu pulso de referência.



Fonte: (DAMAZIO, 2013) .

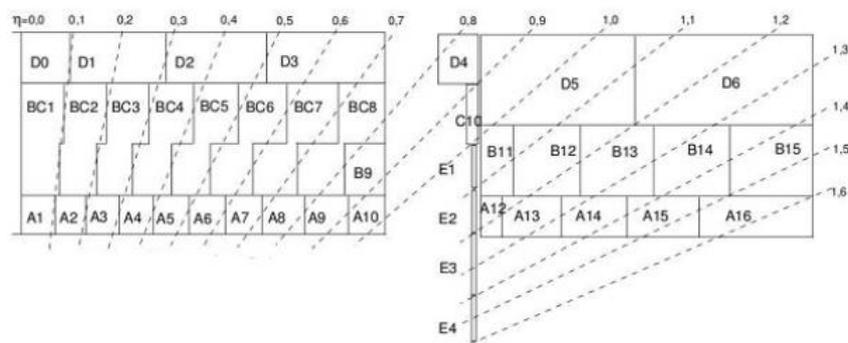
2.2.2.2 O calorímetro hadrônico

No ATLAS, existem três tecnologias diferentes para o calorímetro hadrônico, dependendo da região de η : o HEC, FCal e o TileCal. Os dois primeiros utilizam a mesma tecnologia do calorímetro eletromagnético, porém com uma camada mais espessa, absorvendo assim, alguns hádrons. Já o último, que é o principal deles, utiliza placas cintiladoras, em forma de telhas, como material ativo e placas de aço como material absorvedor (WIGMANS, 2018). O TileCal funciona medindo a energia dos hádrons, que são partículas constituídas de quarks e glúons (por exemplo, prótons, nêutrons, pions e kaons) (CERN, 2019b). Além disso, ele fornece a medida indireta da presença de partículas que não interagem, os neutrinos. As medições destas partículas são importantes pois permitem a descoberta de novas partículas, tais como o bóson de Higgs (AAD et al., 2012).

Construtivamente, o TileCal abrange as proporções do *Barril Longo*, (do inglês, *Long Barrel*) (LB) ($0 < |\eta| < 1,0$) e sua extensão, o Barril Estendido, (do inglês, *Extended Barrel*) (EB) ($0,8 < |\eta| < 1,7$), 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 (MLYNARIKOVA, 2017). Assim, é formada uma estrutura de arranjo quase

periódica 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 (direção do feixe de prótons), o TileCal é ainda dividido em três partes: o *Tile barrel* de 5,64 m e outros dois de 2,91 m posicionados nas extremidades do barril central (Figura 5) (AAD et al., 2008a). Radialmente, o TileCal é segmentado em três camadas como mostra a Figura 8. Nesta figura, é mostrada também a seção transversal de uma das extensões do TileCal.

Figura 8 – Segmentação do TileCal.

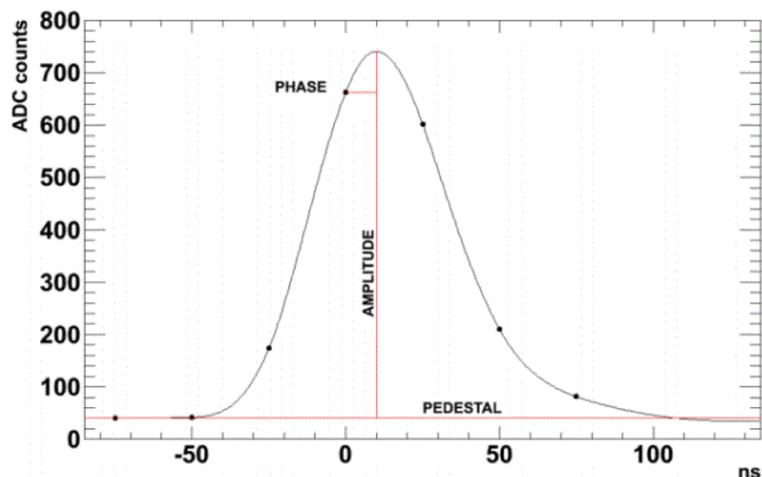


Fonte: (AAD et al., 2008a).

Em relação ao seu funcionamento, no TileCal, as partículas hadrônicas provenientes das colisões interagem com o material pesado, depositando a energia que é parcialmente amostrada pelas telhas cintilantes na forma de luz. A luz gerada nas interações dos cintiladores com alguma partícula carregada do chuveiro é coletada por fibras óticas nas duas extremidades da telha, a fim de ocorrer uma uniformidade na coleta dos dados. As fibras óticas são estrategicamente agrupadas e acopladas a um Tubo Foto-multiplicador (do inglês, *Photo Multiplier Tube*) (PMT), de modo a formar uma célula. Nos PMT, 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 de forma “fixa”, para uma dada célula, o qual possui amplitude proporcional à energia depositada (USAI et al., 2011). A Figura 9 mostra um exemplo de um pulso característico do TileCal, que possui a duração de 7 BC e é sincronizado com a taxa de colisão de 40 MHz do LHC (TYLMAD, 2009).

Cada barril do calorímetro é composto por 64 módulos, sendo que cada módulo realiza a cobertura de um ângulo de $5,6^\circ$ no eixo azimutal. Em cada módulo, é fixado um suporte onde se encontra 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. Os circuitos eletrônicos se localizam na parte externa do

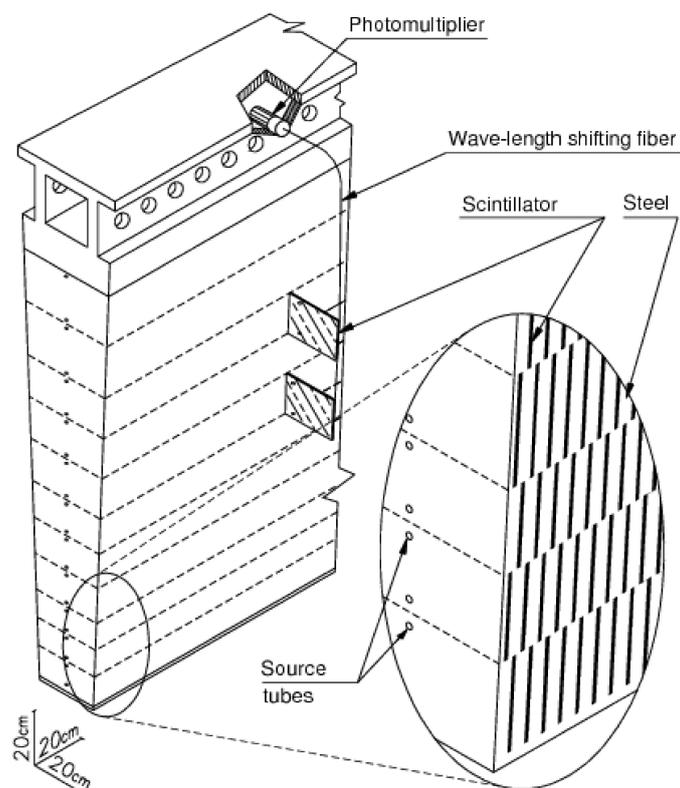
Figura 9 – Pulso característico do TileCal.



Fonte: (AAD et al., 2008a).

calorímetro, no qual são agrupados em blocos de 24 pares de PMT. A Figura 10 ilustra um módulo do TileCal (ANDERSON et al., 1998).

Figura 10 – Módulo do TileCal.



Fonte: (AAD et al., 2008a).

Como visto, a frequência em que as colisões ocorrem no LHC é de 40 MHz. Adicionalmente, os calorímetros do ATLAS são segmentados em milhares de células, onde cada célula corresponde a um canal de informação. Assim, seria produzida uma enorme quantidade de dados se, para cada colisão, fossem armazenadas as informações

de todas as células. Além disso, uma grande quantidade de ruído de fundo ³ é gerada durante as colisões, sendo então crucial um sistema de filtragem *online* para a operação do experimento.

2.2.3 O Sistema de seleção de eventos online do ATLAS

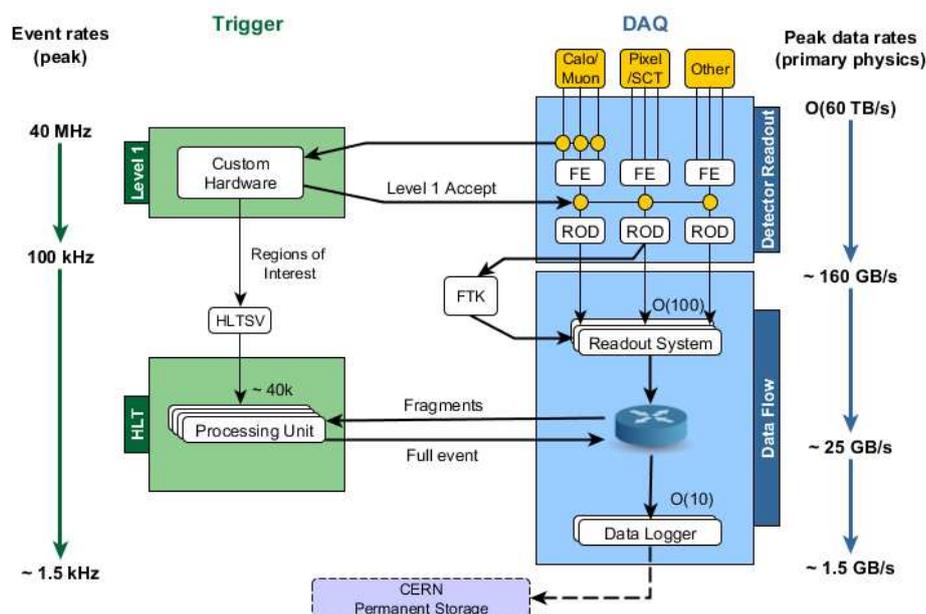
O armazenamento dos dados e os recursos para análises *offline*, disponíveis atualmente, não seriam capazes de lidar com a quantidade de dados gerados na frequência de operação nominal do LHC. Contudo, apenas uma fração desta informação é considerada de interesse para descrição da física de interesse. Assim, com o objetivo de registrar qualquer indício de informações relevantes e descartar as demais, de modo que o fenômeno relevante possa ser reconstruído posteriormente, o ATLAS possui o seu sistema de filtragem (*trigger*) *online*, o qual reduz a taxa de informações (BECK et al., 2004).

Este avançado sistema de *trigger* realiza a seleção de eventos de interesse e é composto, atualmente, por dois níveis: o L1 e o *Trigger* de alto nível, (do inglês, *High Level Trigger*) (HLT), em ordem crescente de complexidade e tempo de processamento (PASTORE; COLLABORATION et al., 2016). A arquitetura atual é mostrada na Figura 11. O L1 é implementado em *hardware* e recebe a informação vinda dos sub-detectores de múons e calorímetros do ATLAS. O L1 foi projetado para operar numa frequência de 40 MHz. Os eventos selecionados pelo L1 são lidos do sistema de eletrônica de *front-end* dos detectores e enviados aos *Read Out Drivers* (ROD). Quando um *trigger* do primeiro nível é gerado, são formadas as Regiões de Interesse (do inglês, *Regions of Interest*) (RoI), que são constituídas por dados correspondentes a eventos selecionados pelo L1. No caso dos calorímetros, as ROD calculam a energia depositada em cada célula, utilizando os algoritmos de reconstrução de energia. Então, encaminham 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 da RoI são transferidos para os processadores do HLT.

O HLT recebe a informação filtrada pelo L1 em conjunto com as RoI geradas pelo Processador Central de Filtragem (do inglês, *Central Trigger Processor*) (CTP). Os eventos selecionados pelo primeiro nível são processados no HLT, o qual possui acesso a informação com resolução total do detector. Então, os dados são processados em duas etapas: na primeira etapa um *hardware* de *Fast Track finder* (FTK) provê dados para o HLT nas taxas do L1; numa segunda etapa o HLT é composto por um *cluster* de computadores, no qual algoritmos mais complexos do que os executados no L1, operam com a resolução total. Nesse ponto do HLT, a taxa do fluxo de dados passa dos $100kHz$,

³ No contexto de física de altas energias o ruído de fundo é formado por sinais não relevantes para o experimento.

Figura 11 – Diagrama funcional da arquitetura do sistema de *trigger* atual (*Run-2*).



Fonte: (VAZQUEZ, 2017).

vindos do L1, para cerca de 1,5kHz. Por fim, os dados, para processamento *offline*, são gravados em disco a uma taxa de 1,5 Gb/s (ABBOTT et al., 2015; CZODROWSKI, 2015).

Ao longo dos anos esta arquitetura vem sendo modificada em seu projeto com o objetivo de atender aos requisitos de operação do LHC. Como o foco deste trabalho está no L1, apenas as mudanças que impactam na arquitetura e projeto do L1 serão destacadas.

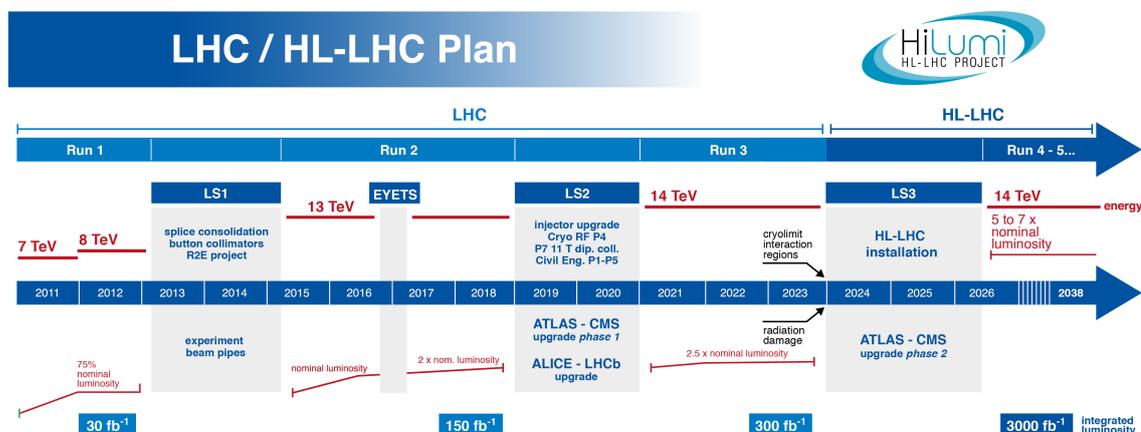
2.2.4 A atualização do LHC

Em busca de ampliar o seu potencial de descobertas, o LHC passa pelo projeto *High-Luminosity Large Hadron Collider* (HL-LHC), que visa a preparação do LHC para um aumento de luminosidade e nível de energia de centro de massa (ROSSI; BRÜNING, 2015).

Em 2009, o LHC entrou em operação aumentando gradativamente a sua energia no centro de massa e luminosidade. Em 2012, o LHC chegou a trabalhar com picos de luminosidade de $2 \times 10^{-33} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ e com energia no centro de massa de 8 TeV, finalizando o primeiro período de operação do LHC, denominado de *Run I*. Após este período deu-se início ao programa de atualização. A Figura 12 mostra a linha do tempo de cada etapa deste programa (COLLABORATION et al., 2011).

Durante os anos de 2013 e 2014, o acelerador permaneceu desligado para ma-

Figura 12 – Linha do tempo do programa de atualizações no LHC do período de 2011 à 2038.



Fonte: (COLLABORATION, 2017a).

manutenção e atualização de alguns de seus componentes e detectores (do inglês, *Long Shutdown 1*) (LS1). Este período de parada do ATLAS serviu para sua atualização, tendo sido denominado de Fase 0 de atualização.

Na segunda metade de 2015, o acelerador voltou a operar, marcando o início do *Run 2* do LHC e se estendeu até o final de 2018. Em 2016, o LHC atingiu picos de luminosidade de $2 \times 10^{-34} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ com uma luminosidade integrada ⁴ de 40fb^{-1} no ATLAS (COLLABORATION, 2017a).

A Fase I de atualização do detector teve seu início no começo do ano de 2019, quando o LHC entrou em sua segunda longa parada, conhecida como (do inglês, *Long Shutdown 2*) (LS2). Nesta fase, será necessária a atualização do sistema de pré-aceleração e de injeção de partículas do LHC visando alcançar uma luminosidade $2 \times 10^{-34} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$. Adicionalmente, diversos sistemas e detectores do ATLAS deverão passar por atualizações e a duração prevista é de 1 ano (COLLABORATION, 2017a).

No ano de 2021, que inicia o *Run 3*, o LHC voltará a realizar colisões com a expectativa da ocorrência de 50 à 80 interações por colisão, em média, a cada 25ns , o que é muito além dos objetivos iniciais do projeto do LHC. Nesta fase, espera-se acumular 300fb^{-1} de dados, ampliando o alcance para a descoberta de nova física e a capacidade de estudar novos fenômenos (COLLABORATION, 2017a).

Finalmente, durante o período de 2024 a 2026 deverá ocorrer uma nova longa parada do acelerador visando diversas atualizações de seus componentes e detectores, onde a luminosidade instantânea deverá atingir entre 5 e $7 \times 10^{-34} \text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$, para

⁴ A luminosidade integrada em relação ao tempo é útil para caracterizar o desempenho de um acelerador de partículas. Normalmente, este parâmetro é medido em Barn simbolizado por b que corresponde a área de 10^{-28}m^2 .

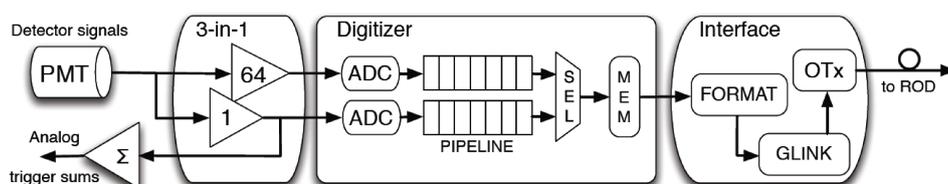
uma luminosidade integrada total de $3000fb^{-1}$ no HL-LHC (Fase II de atualização completa) (COLLABORATION, 2017c).

2.2.4.1 As mudanças na arquitetura do primeiro nível de seleção de eventos dos calorímetros do ATLAS

A arquitetura da eletrônica de aquisição de dados do TileCal, que finalizou a sua operação na *Run-II*, é mostrada na Figura 13. Esta eletrônica pode ser dividida em duas partes: as eletrônicas de *Front-End* (FE) e *Back-End* (BE) (COLLABORATION, 2017b).

Em uma tomada de dados, partículas geradas numa colisão interagem com o calorímetro, produzindo sinais luminosos, os quais são captados por meio de fibras óticas (*wavelength shifting fibers*). Com o objetivo de otimizar a detecção da luz e realizá-la de maneira uniforme, as fibras são agrupadas pelos misturadores (do inglês, *mixers*), formando células. Nas células, o sinal luminoso é convertido em elétrico através das PMT (ADRAGNA et al., 2006). O sinal elétrico é processado pela placa conhecida como *3-in-1 card* (CARRIO, 2013), que é responsável pelo condicionamento e amplificação do sinal, além das tarefas de calibração e teste. Na saída do *3-in-1 card*, dois amplificadores de ganho relativo são utilizados, um realiza um ganho unitário e outro de 64, conhecidos respectivamente por *low-gain* e *high-gain*, os quais amplificam o sinal analógico, permitindo boa resolução de medida em uma vasta faixa dinâmica de medição. Os sinais analógicos são então enviados para as placas digitalizadoras (do inglês, *digitizer board*) e, simultaneamente, para uma placa somadora analógica, responsável por criar as Torres de *Trigger*, (do inglês, *Trigger Tower*) (TT) (MARCH, 2013). Uma torre é composta pelo agrupamento de células compreendidas em uma variação de 0,1 de η (veja a Figura 8), assim é formando um sinal com granularidade menos fina, que é enviado para o L1 através de cabos de par trançado com cerca de 70 m (CERQUEIRA, 2015; TANG et al., 2013).

Figura 13 – Arquitetura do TileCal durante as Run I e Run II.



Fonte: (COLLABORATION, 2017b).

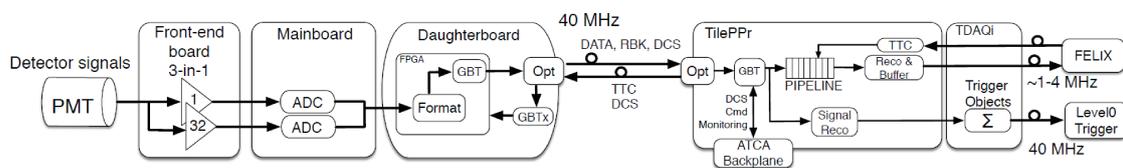
As placas digitalizadoras da saída do *3-in-1 card* operam à 40 MHz , contendo dois ADC dedicados de 10 bits, sendo que cada placa pode ser utilizada por até 6 canais de PMTs. Os sinais digitalizados são mantidos em um *buffer* (memórias em *pipeline*)

e, então, enviados através de links ópticos de alta velocidade (*Interface Board*) para a eletrônica de BE, quando o evento é aceito pelo L1. Esta placa recebe e distribui os sinais de *timing*, *trigger and control* (TTC) (ASK et al., 2008), responsáveis por sincronizar todos os sub-detectores com os BC, além de receber e distribuir o sinal de *trigger* do L1.

O L1, em resumo, é responsável por digitalizar o sinal das torres analógicas, medir a energia, procurar grupos de células de alta energia (RoI) e selecionar o evento que passará para o próximo nível com granularidade completa. As ROD são os principais componentes da eletrônica de BE, pois realizam um pré-processamento do sinal da eletrônica de FE na taxa máxima de filtragem do L1 (100 kHz). Elas recebem os sinais da FE através de receptores ópticos (ORx), que são redirecionados por *Field Programmable Gate Array* (FPGA) para Unidades de Processamento (do inglês, *Processing Units*) (PUs) correspondentes. Cada PU contém dois processadores de sinal digital (do inglês, *digital signal processor* ou DSP) da Texas Instruments (TMS320C6414) (CARRIO et al., 2013), onde são implementados algoritmos de estimação *online* de energia para obter a amplitude, a fase e um fator de qualidade do pulso que é obtido a partir de 7 amostras do pulso para cada PMT (VALERO et al., 2008).

A arquitetura da eletrônica da Fase II terá um projeto completamente novo, conforme é mostrado na Figura 14. Para a eletrônica de FE, o projeto escolhido foi o *Front-End-Modified* 3-in-1 card. Tais placas continuam com a função de receber e conformar o sinal proveniente das PMT, com dois ganhos diferentes, permitindo a calibração e controle como na arquitetura da Fase I, porém o ganho relativo mudou de 64 para 32.

Figura 14 – Arquitetura do TileCal para a Fase II de atualização.



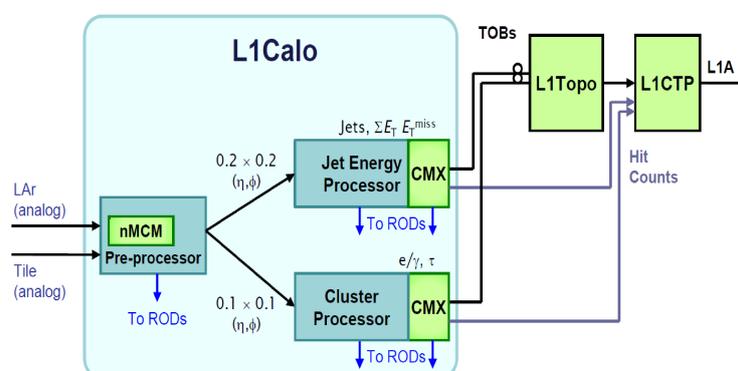
Fonte: (COLLABORATION, 2017b).

Nesta nova cadeia eletrônica, os sinais amplificados em seus respectivos ganhos são digitalizados por dois ADC de 12 bits à 40 MHz na placa principal (*Mainboard*). As amostras digitalizadas são então lidas por uma FPGA, que é responsável por formatar a transmissão dos dados por meio de links ópticos (SANTURIO; SILVERSTEIN; BOHM, 2018) para o (do inglês, *TileCal Pre Processor*) (TilePPr) (LITTLE, 2018), que é localizado fora do detector. O TilePPr recebe o sinal digitalizado da parte embarcada no detector e reconstrói a energia depositada em uma dada célula do calorímetro. O bloco “Signal

Reco" é responsável pela reconstrução no TilePPr e utiliza o algoritmo de processamento *online* para o L1. O TilePPr também é implementado em *hardware* dedicado (FPGA) e é conhecido como nova “*super*” *Read-Out Driver* (sROD). Por fim, os dados de cada célula são enviados à interface do TDAQ (ou TDAQi) (VALERO et al., 2017), onde são agrupados em diferentes granularidades do detector, formando objetos de *trigger*, para serem distribuídos para o chamado L0 *trigger system*. Em paralelo a este processamento, as amostras digitalizadas aguardam em memórias pela decisão do *trigger*. Se ocorrer a seleção de tais amostras, elas são transferidas para o FELIX, no qual realiza a interface entre o TilePPr e o sistema global de aquisição de dados.

A arquitetura do sistema de *trigger* do LAr operará de maneira semelhante a do TileCal para Fase II. A principal diferença está na forma que o sinal chega ao ADC e, conseqüentemente, no formato da resposta. A partir da digitalização do sinal, todas as etapas de processamento são semelhantes e os requisitos de operação são os mesmos para a reconstrução de energia no L1 (COLLABORATION, 2017c). A Figura 15 mostra o diagrama resumido da arquitetura para Fase II extraído do ATLAS *Technical Design Report* do LAr (COLLABORATION, 2017a).

Figura 15 – Arquitetura para o L1 da Fase II de atualização do LAr.



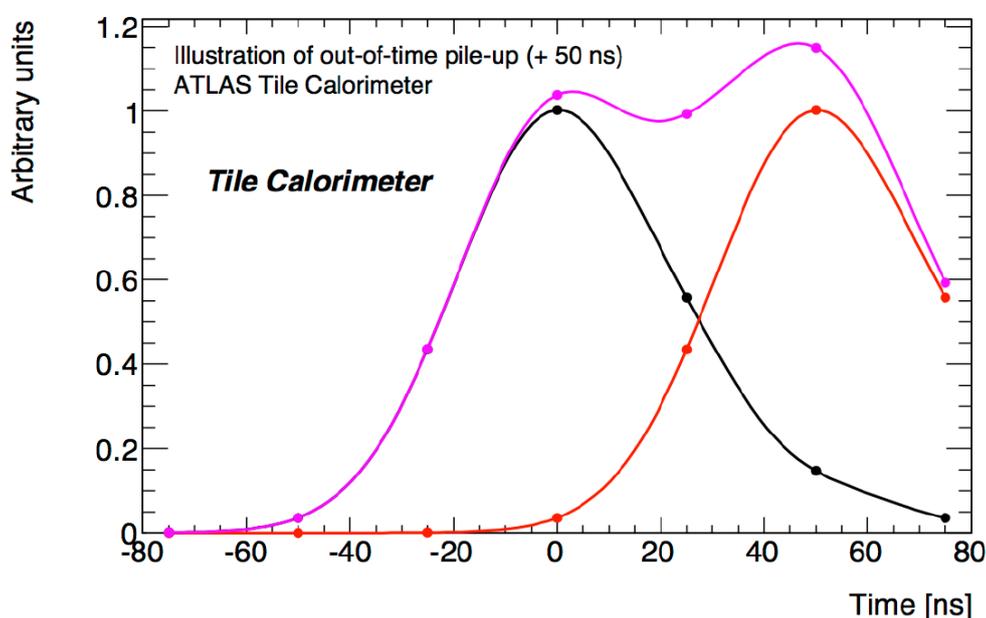
Fonte: (COLLABORATION, 2017a).

2.2.4.2 O impacto da luminosidade na reconstrução online

A atualização do LHC é um dos fatores que influencia diretamente na escolha dos algoritmos de reconstrução. O aumento da luminosidade no LHC implicará, de forma direta, na ampliação da probabilidade de ocorrerem interações próton-próton. O aumento da luminosidade será alcançado com a elevação do número de prótons em cada BC (SCHMIDT, 2016). Como consequência, nos calorímetros, por exemplo, aumenta-se a chance da mesma região do detector ser sensibilizada mais de uma vez antes que o sinal produzido por um determinado BC seja processado (MARSHALL; COLLABORATION, 2014).

Como o intervalo de tempo entre as colisões é inferior ao tempo de resposta dos calorímetros, o resultado é a observação de sinais elétricos sobrepostos. Este efeito é conhecido na literatura como *signal pile-up* (empilhamento de sinais) (POLUSHKIN, 2004). A Figura 16 exemplifica este efeito para o calorímetro hadrônico. Nela, o pulso de referência possui a duração de 7 BC, ou seja, 150 ns. No instante inicial uma dada célula foi sensibilizada, o que daria origem ao sinal em preto. Porém, 50 ns depois a mesma célula foi sensibilizada novamente, o que gerara o sinal em vermelho. Como o intervalo de 50 ns é menor do que o tempo de duração do pulso (150 ns), o resultado é o sinal em roxo, proveniente da sobreposição dos sinais em preto e vermelho.

Figura 16 – O efeito de empilhamento de sinais.



Fonte: (KLIMEK, 2012).

Nota: Em preto o sinal gerado por uma deposição no instante inicial, em vermelho o sinal gerado a partir de uma deposição no instante de 50 ns e em roxo a sobreposição dos sinais, exemplificando o efeito do empilhamento de sinais.

2.3 REQUISITOS E CENÁRIO PARA O PROJETO

A Subseção 2.2.4.1 destacou as principais mudanças no L1 da Fase I para Fase II e do programa de atualização do LHC. O estudo realizado nesta tese está direcionado para o processamento do bloco "Signal Reco" mostrado na Figura 14 no TilePPr. Para o LAr também existe um bloco que opera de maneira semelhante em seu *Pre-processor*, que tem a função de reconstruir a energia. Assim, em relação ao L1, as mudanças na eletrônica terão como consequência nos algoritmos de reconstrução os tópicos (COLLABORATION, 2017a; COLLABORATION, 2017c; COLLABORATION, 2017b):

- 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 e do LAr, após a digitalização, prover a informação de energia por BC para os outros algoritmos de seleção de eventos do sistema de *trigger*.
- A latência para execução dos algoritmos de reconstrução no L1 será de $1,7\mu s$.

Em resumo, as sROD deverão lidar diretamente com a taxa de eventos de 40 MHz , observando toda a granularidade do detector. Assim, os sinais digitalizados serão enviados para as sROD, onde o sinal é armazenado temporariamente enquanto, em paralelo, é realizado um pré-processamento a fim de prover uma estimacão de energia preliminar que, posteriormente, também é enviada como informacão aos níveis de seleccão de eventos subsequentes, para que seja tomada a decisão de *trigger* (COLLABORATION, 2017b).

2.4 CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo abordou o ambiente de desenvolvimento deste trabalho. Ele se concentra nos diversos requisitos do sistema de seleccão de eventos do experimento ATLAS. Assim, foram abordados alguns pontos: como a revisão sobre o CERN, o LHC e o ATLAS com ênfase no seu sistema de seleccão de eventos *online*, presente na eletrônica de leitura dos calorímetros, onde recebe algoritmos de processamento de sinais para realizar a reconstrução de energia.

Foram também destacados alguns pontos sobre a atualizacão do LHC para um cenário de alta luminosidade, onde o efeito de empilhamento de sinais pode surgir durante o processo de aquisicão de sinais no sistema de *trigger*. Vale destacar a mudançã no L1, que na Fase II terá a responsabilidade de realizar a estimacão da energia por BC em toda a granularidade do calorímetro, além da inclusão de FPGAs para realizacão deste processamento. Uma revisão das técnicas usuais em calorimetria para este processamento e o modelo utilizado nas propostas desta tese fazem parte do escopo do próximo capítulo.

3 ESTIMAÇÃO DE ENERGIA NO L1

O problema central desta tese é abordado neste capítulo. Ele traz uma revisão dos algoritmos que são comumente utilizados como solução para a reconstrução de energia no L1 de diversos experimentos, bem como um breve histórico das soluções empregadas no ATLAS neste nível de seleção de eventos. Na parte final deste capítulo, é apresentado o modelo do calorímetro adotado ao longo da tese e duas técnicas de deconvolução usadas como referencia para comparação com as propostas realizadas neste trabalho.

3.1 RECONSTRUÇÃO *ONLINE* DE ENERGIA NO L1 EM EXPERIMENTOS DE FÍSICA DE ALTAS ENERGIAS

Experimentos de física de altas energias podem conter diferentes características de projeto e construção, porém, algumas características e soluções adotadas podem ser comuns. Por exemplo, a reconstrução de energia, no primeiro nível de seleção de eventos *online*, na prática, consiste em estimar a amplitude e determinar o instante de deposição da energia corretamente (AL, 2012). A parte de estimação é comumente tratada em diversos experimentos detectores pela teoria de estimação de parâmetros.

Em geral, a modelagem do calorímetro a partir da teoria de estimação, é realizada através de um pulso de referência (resposta do calorímetro), que tem a sua amplitude proporcional à energia depositada, e é gerado pela eletrônica de leitura do detector (TANG et al., 2010). Então, o modelo, pela teoria de estimação, consiste em estimar um único parâmetro, a amplitude da resposta do calorímetro, que está submetido o ruído de sua cadeia eletrônica.

Em aplicações aonde existem restrições de operação, como no primeiro nível de seleção *online*, em que é necessária a operação de maneira *free-running*, forçar o projeto de estimadores lineares é uma das soluções mais adotadas em calorimetria (CLELAND; STERN, 1994). Calorímetros como os encontrados nos experimentos ATLAS e CMS utilizam o OF como algoritmo padrão. Assim, mais detalhes sobre este algoritmo e seu modelo serão mostrados neste capítulo de revisão.

3.1.1 O Filtro Ótimo

Neste algoritmo, a amplitude do sinal de entrada é estimada por meio de um filtro FIR, que é projetado a partir da resposta do calorímetro e da matriz de covariância do ruído presente no canal. Aqui, o OF será demonstrado a partir do Melhor Estimador Linear não Tendencioso (do inglês, *Best Linear Unbiased Estimator*) (BLUE) (KAY, 2013). Outra forma de demonstração pode ser encontrada em (FULLANA et al., 2005b). No contexto de calorimetria, a estimação da energia pode ser realizada pela estimação

da amplitude em um pulso de forma fixa. Para obtenção dos pesos ótimos do estimador, é necessário assumir um modelo para $y[k]$, que pode ser modelado como:

$$y[k] = Ah[k] + n_E[k], \text{ para } 0 < k < K - 1, \quad (3.1)$$

em que A corresponde à amplitude a ser estimada, $h[k]$, de tamanho K , é o modelo do sinal conhecido (resposta ao impulso do calorímetro) e $n_E[k]$ representa o ruído aditivo, que é um processo aleatório gaussiano branco.

Pela teoria de estimação, partindo-se de um caso particular de estimação de um único parâmetro A e restringindo-se o estimador a ser uma função linear, tem-se:

$$\hat{A} = \sum_{k=0}^{M-1} w_k y[k], \quad (3.2)$$

no qual o conjunto de elementos de w_k são pesos fixos a serem determinados contendo M amostras e neste caso, o número de coeficientes do filtro M deve ser igual ao tamanho do modelo de sinal conhecido ($M = K$). Para obtenção dos pesos ótimos, segundo o BLUE, é feita a minimização da variância com a restrição que o estimador não seja tendencioso. Assim, para o estimador não ser tendencioso, tem-se:

$$E\{\hat{A}\} = \sum_{k=0}^{M-1} w_k E\{y[k]\} = A, \quad (3.3)$$

em que $E\{\cdot\}$ representa o operador esperança. Portanto, substituindo a Equação 3.1 na Equação 3.3, o valor esperado da estimativa da amplitude do modelo é dado como:

$$E\{\hat{A}\} = \sum_{k=0}^{M-1} w_k E\{Ah[k] + n_E[k]\} = A, \quad (3.4)$$

sendo $n_E[k]$ um ruído gaussiano branco de média zero, então o valor esperado da estimativa de amplitude pode ser reescrito conforme a Equação 3.5:

$$E\{\hat{A}\} = A \sum_{k=0}^{M-1} w_k h[k] = A. \quad (3.5)$$

A Equação 3.5 revela uma restrição a ser inserida no processo de minimização. Tal restrição também impõe que o produto interno entre os pesos w_k e as amostras de $h[k]$ seja igual a unidade.

A variância, então, é dada por:

$$\text{var}(\hat{A}) = E\left\{\left(\sum_{k=0}^{M-1} w_k y[k] - E\left\{\sum_{k=0}^{M-1} w_k y[k]\right\}\right)^2\right\} = A. \quad (3.6)$$

Visando facilitar a compreensão dos procedimentos de minimização da variância, uma notação vetorial é adotada nos próximos passos. Portanto, tomando as M mais

recentes amostras do calorímetro como $\mathbf{y} = [y_0, y_1, \dots, y_{M-1}]^T$ e os coeficientes a se determinar sendo $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_{M-1}]^T$, ao utilizar a restrição da Equação 3.3 na Equação 3.6, a variância, em sua forma matricial, pode ser obtida:

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{A}) &= E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{y} - \mathbf{w}^T E\{\mathbf{y}\})^2\} \\ &= E\{(\mathbf{w}^T (\mathbf{y} - E\{\mathbf{y}\}))^2\} \\ &= E\{(\mathbf{w}^T (\mathbf{y} - E\{\mathbf{y}\}))(\mathbf{y} - E\{\mathbf{y}\})^T \mathbf{w}\} \\ &= \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w}, \end{aligned} \quad (3.7)$$

em que T corresponde ao operador de transposição de matizes e $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ é a matriz de covariância do ruído.

A partir do modelo assumido e minimizando a Equação 3.7, que representa a variância com as restrições impostas, para encontrar o BLUE, tem-se:

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^{M-1} h[k] E\{y[k]\} &= A \\ \sum_{k=0}^{M-1} h[k] y[k] A &= A \\ \sum_{k=0}^{M-1} h[k] y[k] &= 1 \end{aligned}$$

ou

$$\mathbf{w}^T \mathbf{h} = 1$$

em que $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{M-1}]^T$ representa o vetor contendo K amostras do sinal de referência $h[k]$. Assim, o problema de minimização da Equação 3.7, com esta restrição pode ser resolvido por meio dos multiplicadores de Lagrange, resultando em:

$$\mathbf{w}_{opt} = \frac{\mathbf{C}^{-1} \mathbf{h}}{\mathbf{h}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{h}}, \quad (3.8)$$

no qual \mathbf{w}_{opt} representa o conjunto de pesos ótimos do estimador BLUE. Portanto, a estimativa da amplitude pode ser obtida através da expressão:

$$\hat{A} = \frac{\mathbf{h}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{h}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{h}} = \mathbf{w}^T \mathbf{y} \quad (3.9)$$

e a variância mínima sendo dada por

$$\text{var}(\hat{A}) = \frac{1}{\mathbf{h}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{h}}. \quad (3.10)$$

Para o ambiente *free-running*, os pesos ótimos do estimador BLUE, \mathbf{w}_{opt} , são interpretados como os pesos de um filtro FIR e os elementos do vetor \mathbf{y} são atualizados a cada *clock*.

3.1.2 Estimação de energia no L1 do TileCal

No TileCal, mais dois parâmetros são adicionados ao modelo da Equação 3.1, um para estimação de fase τ e para estimar o pedestal ped . A variável ped corresponde ao pedestal do sinal e é um parâmetro constante adicionado ao sinal analógico antes da digitalização. A fase τ representa o desvio que pode ocorrer durante a digitalização do sinal, no qual pode variar entre ± 5 ns (CHAPMAN, 2011). Assim, o modelo adotado no TileCal para aplicação do OF pode ser descrito conforme a Equação 3.11, que é conhecido como OF2 (FULLANA et al., 2005a):

$$y[k] = Ah[k] - A\tau h[k] + n_E[k] + ped \quad 0 < k < K - 1. \quad (3.11)$$

Para este modelo, a equação análoga à Equação 3.3 é escrita conforme a Equação 3.12 e, para o estimador não ser tendencioso, tem-se:

$$E\{\hat{A}_i\} = \sum_{k=0}^{M-1} w_{ik} E\{y[k]\} = A_i, \quad (3.12)$$

sendo $i = 1, 2, \dots, P$, em que P corresponde ao número de parâmetros a serem estimados (KAY, 2013). Assim, cada parâmetro pode ser visto de forma individualizada e ser estimado aplicando-se a mesma metodologia do OF para um único parâmetro.

O pulso de referência do TileCal é amostrado a uma taxa de 40 MHz, conforme é mostrado na Figura 9, tendo a comprimento correspondente a 7 amostras, que são utilizadas para o projeto do filtro FIR, portanto $M = K = 7$ neste caso.

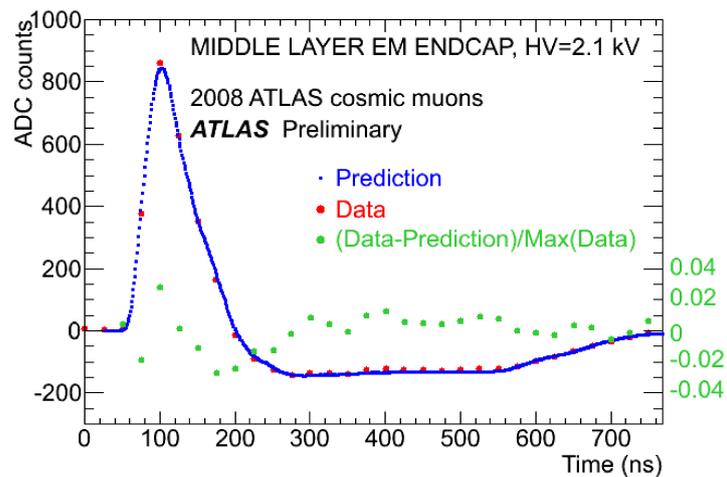
3.1.3 Estimação de energia no L1 do LAr

No LAr, o algoritmo utilizado também é baseado no OF para estimação de energia e utiliza o modelo da Equação 3.11, mas sem a inclusão do parâmetro de pedestal (ped). Neste caso, o pedestal é obtido através de tomadas de dados dedicadas e armazenado em um banco de dados, sendo este valor subtraído de cada amostra digital recebida (FULLANA et al., 2005b). O formato da resposta do LAr é mostrado na Figura 17, onde 32 amostras são necessárias para representar todo o pulso. Porém, para o projeto do filtro FIR de estimação da energia, somente cinco amostras da parte positiva da resposta ao impulso do calorímetro são utilizadas ($K=5$). Essas cinco amostras são escolhidas a partir do pico da resposta ao impulso, sendo uma delas o pico, duas à sua esquerda e duas à sua direita.

3.1.4 Estimação de energia no L1 do calorímetro eletromagnético do CMS

O calorímetro eletromagnético do experimento CMS também utiliza o OF (ADZIC et al., 2006). Neste caso, similarmente a estimação no LAr, o método também não tem a

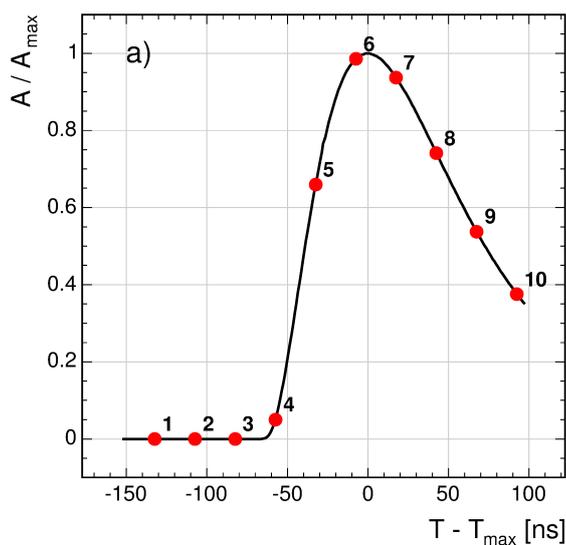
Figura 17 – Amostras de referencia do LAr.



Fonte: (CERN, 2019d).

restrição do parâmetro de pedestal, este valor é estimado através de amostras adicionais que antecedem o pulso de interesse. A estimação da linha de base (pedestal) dos sinais recebidos é feita evento-a-evento. A Figura 18 mostra o pulso de referência deste calorímetro e as amostras disponíveis para o projeto do estimador. Pode-se perceber a presença de amostras antes da subida do pulso de interesse, que são utilizadas para a estimação da linha de base do sinal.

Figura 18 – Amostras de referencia do calorímetro eletromagnético do CMS.



Fonte: (COLLABORATION, 2010).

3.1.5 Estimação de energia em outros experimentos de física

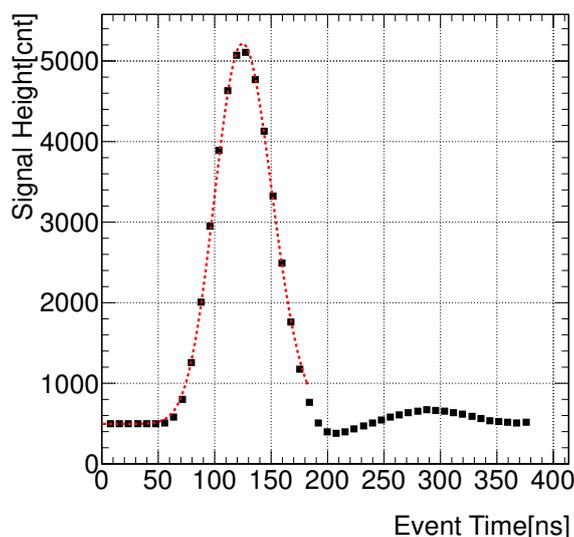
Em geral, nos experimentos em Física de Altas Energias, algoritmos para estimação *online* de energia são utilizados e também se apoiam no formato da resposta do calorímetro, que é proveniente da sua eletrônica de leitura.

3.1.5.1 Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do experimento KOTO no J-PARC

O Complexo de pesquisa do acelerador de prótons do Japão (do inglês, *Japan Proton Accelerator Research Complex*) (J-PARC) é um conjunto de aceleradores de prótons de alta intensidade, que fica no Japão (J-PARC, 2019). O experimento KOTO, que é localizado no chamado *Hadron Hall*, é um dos pontos de colisão do acelerador (SUGIYAMA, 2016).

O algoritmo de estimação de energia é baseado num *fitting* do formato da resposta do calorímetro. Este algoritmo, denominado de *Waveform Fitting*, utiliza o formato de sinal de referência médio dos canais do calorímetro como filtro de comparação com as amostras digitalizadas que vêm da sua eletrônica de leitura. A resposta do calorímetro é considerada como um sinal de formato gaussiano e sua amplitude é estimada quando há a correlação máxima entre as amostras (IWAI, 2012). Apesar da resposta digitalizada ter 48 amostras, apenas 15 amostras são utilizadas para identificar o pulso encontrando o seu valor máximo, que é proporcional a energia depositada (SUGIYAMA, 2016; BOGDAN; WAH, 2015). A resposta deste calorímetro é mostrada na Figura 19.

Figura 19 – Amostras do pulso de referencia do calorímetro eletromagnético CsI no experimento KOTO.



Fonte: (JONG-WON, 2014).

3.1.5.2 Estimação de energia no calorímetro eletromagnético do ZEUS (experimento HERA)

O ZEUS, foi um experimento que operou no acelerador de partículas HERA (Hadron Elektron Ring Anlage) em DESY, Hamburgo (DESY, 2019). Começou a funcionar junto com HERA em 1992 e concluiu sua operação em junho 2007 (COLLABORATION, 2019b). O seu algoritmo de reconstrução de energia é também baseado na forma do sinal entregue pela eletrônica de leitura do sistema de calorimetria. No seu algoritmo, três amostras da resposta do calorímetro eram utilizadas. Uma das amostras, chamada de h_0 , encontra-se na linha de base do sinal e as outras duas, h_1 e h_2 amostradas nos seus respectivos tempos t_1 e t_2 , como é mostrado na Figura 20 (DEJONG, 1990).

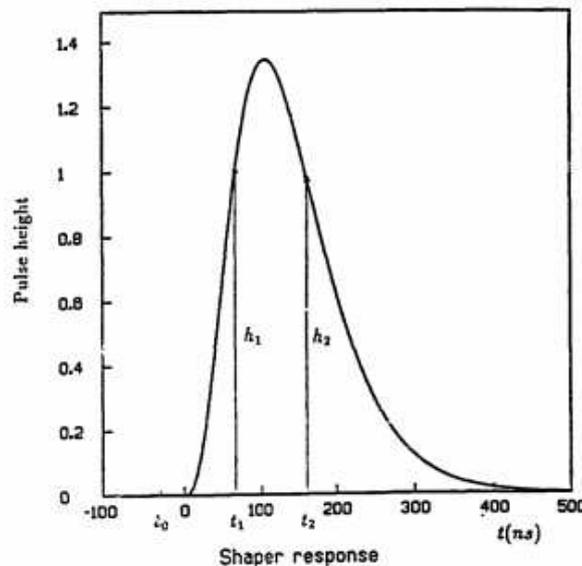
O algoritmo tenta reconstruir a energia depositada no calorímetro através de uma aproximação de um pulso triangular em um curto intervalo de tempo. A energia pode ser estimada por:

$$A = (h_1 - h_0) + C_R(h_2 - h_0), \quad (3.13)$$

em que $C_R = 1,80$. Adicionalmente, a determinação do τ pode ser realizada pela Equação 3.14:

$$\tau = \frac{(h_1 - h_0) - (h_2 - h_0)}{\left. \frac{dh}{dt} \right|_{t=t_1} - \left. \frac{dh}{dt} \right|_{t=t_2}} \quad (3.14)$$

Figura 20 – Amostras do pulso de referencia do calorímetro eletromagnético do ZEUS no experimento HERA.



Fonte: (JONG, 1993).

3.2 BREVE HISTÓRICO DOS ALGORITMOS NO L1 DO ATLAS

Quando o ATLAS foi concebido, a ocorrência do efeito de empilhamento de sinais não era comum em aceleradores de partículas. Técnicas de estimação simples foram propostas, de modo que pudessem ser implementadas em Processador Digital de Sinal (do inglês, *Digital Signal Processor*) (DSP), que, em geral, recebiam algoritmos baseados em filtros FIR de baixa ordem para que atendessem aos requisitos de *hardware* e projeto (PFEIFFER, 1999).

Naquele tempo, a técnica padrão proposta no ATLAS para estimação de energia *online* era uma sequência de dois algoritmos, um Filtro Casado (do inglês, *Matched Filter*) (MF) linear, seguido por um detector de picos. O MF aplicado ao ATLAS precisa de poucos coeficientes (7 para o TileCal e somente a parte positiva do pulso, para o LAr, com cerca de 5 amostras) (PFEIFFER, 1999). Os pesos do filtro do MF assumem o mesmo formato da resposta do calorímetro. Desta forma, a relação sinal-ruído é maximizada para o sinal de interesse. No processo de convolução, quando houver sobreposição total entre o filtro e o sinal de interesse, vai existir a correlação máxima entre os pesos do filtro e o sinal de entrada do filtro. Na sequência do filtro casado, o detector de picos é o responsável por realizar a identificação do *Bunch-Crossing Identification* (BCID), através de uma máscara, que analisa três amostras consecutivas do sinal. Se a amostra central dentro da máscara fosse a maior, é detectado um pico e o BC é identificado.

O funcionamento do MF em conjunto com o detector de picos apenas detecta o evento se o formato do sinal processado, de certa forma, "casar" com os pesos do filtro, caso contrário o evento é descartado pelo L1 e a estimação da energia é também perdida. Assim, o formato do sinal é muito importante para este algoritmo e em um cenário de baixa ocorrência de empilhamento de sinais, a energia pode ser estimada com seu melhor desempenho possível, em comparação a outros algoritmos que utilizem recursos de *hardware* semelhantes (PFEIFFER, 1999).

Recentemente, com o aumento da luminosidade, elevou-se também a ocorrência do empilhamento de sinais e algumas modificações no método foram realizadas. O MF deixou de ser a solução empregada no ATLAS e passou a ser substituído por um filtro FIR baseado no OF. No contexto de calorimetria, o OF foi originalmente proposto como solução para o problema de minimização do ruído, em calorímetros de Argônio líquido, que trabalhavam em um ambiente de alta luminosidade (CLELAND; STERN, 1994). Este algoritmo passou a incluir o ruído de empilhamento de sinais na matriz de covariância do ruído no seu projeto. Apesar de trabalhar em configuração sub-ótima, uma vez que o ruído de empilhamento de sinais não é Gaussiano, o desempenho se mostrou superior ao MF. Além disso, o algoritmo em questão, também permitiu a reconstrução temporal, identificando o BC corretamente (PERALVA, 2013). Com as mudanças para a Fase II (ver Seção 2.2.4), os algoritmos serão implementados em

FPGA, não existirão mais as TTs e, assim, a estimação deverá contemplar toda a granularidade do detector (COLLABORATION, 2017c).

3.3 DISCUSSÃO SOBRE OS ALGORITMOS PARA ESTIMAÇÃO E O EFEITO DE EMPILHAMENTO DE SINAIS

A preocupação com efeito do empilhamento de sinais surgiu recentemente nos experimentos modernos de física. Os colisionadores que preveem operar sob o cenário de alta luminosidade, como o LHC e o (do inglês, *Future Circular Collider*) (FCC) (COLLABORATION, 2019a), provavelmente, enfrentarão casos frequentes deste efeito em seus experimentos detectores, durante seu funcionamento. Os experimentos do LHC são os primeiros a lidar com este efeito. O ATLAS, que tem seus algoritmos baseados no OF, tenta reduzir o impacto extraindo as estatísticas de segunda ordem de sinais com empilhamento e os interpreta como um ruído altamente correlacionado no projeto do filtro pelo OF (COLLABORATION, 2017b; COLLABORATION, 2017a). Já o CMS, que também utiliza o OF, tem como proposta tratar o efeito do empilhamento com o uso de um filtro capaz estimar múltiplas amplitudes. A amplitude de três BC consecutivos é estimada, um BC central e seus dois vizinhos laterais (LAWHORN et al., 2019). Apesar destas soluções melhorarem o problema, em um cenário mais severo de empilhamentos, elas podem ter seu desempenho na estimação comprometido (DUARTE et al., 2019).

Técnicas de deconvolução vêm sendo propostas para estimação *online* e *offline* com intuito específico de reduzir o efeito do empilhamento de sinais (ANDRADE FILHO et al., 2015; DUARTE, 2016). Diferentemente das propostas baseadas no modelo do OF, os algoritmos baseados no modelo convolucional não consideram o empilhamento de sinais como ruído e sua informação é utilizada para a separação das fontes de sinal. Assim, os resultados com os algoritmos baseados no modelo convolucional são melhores do que os algoritmos padrões baseados no OF em um cenário de alta frequência do efeito de empilhamento. Outra vantagem do modelo convolucional no ATLAS é a reconstrução temporal, devido ao fato da digitalização ser sincronizada com a frequência de operação dos algoritmos, a identificação do instante de deposição de energia pode ser dada diretamente por meio de um simples limiar para cada BC, dispensando-se a estimação do τ realizada pelos algoritmos baseados no OF.

Dois principais pontos podem ser citados para continuar o estudo sobre os algoritmos baseados no modelo convolucional. O primeiro é a melhora de desempenho na estimação no ambiente de empilhamento de sinais, como pode ser visto nos trabalhos recentes (DUARTE, 2016; DUARTE, 2015). O segundo é a possibilidade de aprofundar o estudo em algoritmos de deconvolução cega.

O modelo convolucional permite transformar o problema de estimação em um problema de separação cega de sinais, que pode ser implementado no ambiente *free-*

running utilizando a teoria de filtros adaptativos. A revisão dos algoritmos usuais em calorimetria para o L1 nos experimentos de física (ver Seção 3.1) mostrou que todos eles têm em comum a dependência no formato da resposta do calorímetro. Portanto, mesmo que o projeto filtro seja bem definido e modelado, se o formato da resposta do calorímetro variar ao longo do tempo, o desempenho destes algoritmos pode ser comprometido. Assim, alternativas baseadas no modelo convolucional são o objeto de estudo desta tese e duas propostas recentes de filtros FIR de deconvolução, também baseadas no formato do pulso, serão utilizadas como referências para comparação com os algoritmos propostos neste trabalho.

3.4 O MODELO DO CALORÍMETRO PELA CONVOLUÇÃO

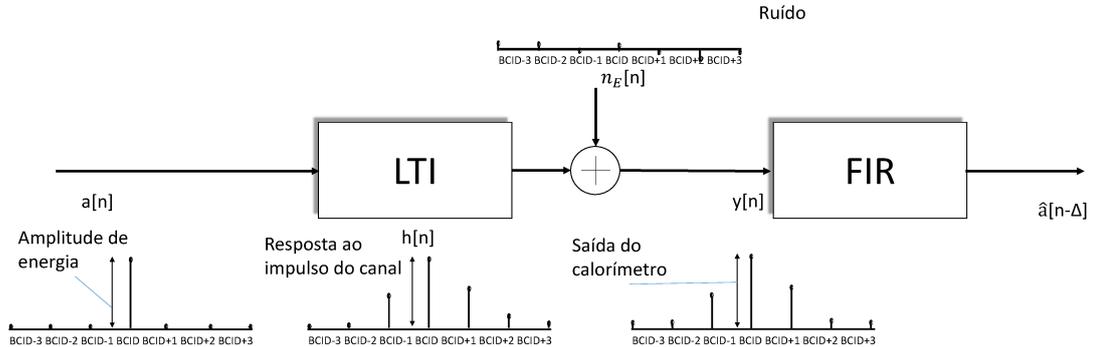
Neste modelo, toda a cadeia eletrônica de leitura do calorímetro é interpretada no tempo discreto como um sistema Linear e Invariante no Tempo (do inglês, *Linear Time-Invariant*) (LTI) (OPPENHEIM, 1999), conforme mostrado na Equação 3.15.

$$y[n] = \sum_{k=0}^{K-1} (h[k]a[n-k]) + n_E[n], \quad (3.15)$$

em que K representa o número de amostras da resposta impulsiva do calorímetro $h[n]$, $a[n]$ é uma combinação linear de versões atrasadas da sequência impulso unitário ($\delta[n]$), cujas amplitudes correspondem à energia depositada em cada BC e $y[n]$ representa o sinal medido do calorímetro, o qual pode ser visualizado como o resultado da convolução entre a sua resposta impulsiva $h[n]$ com $a[n]$ somado a um ruído branco gaussiano $n_E[n]$, proveniente da sua eletrônica de leitura. Na Figura 21, é possível observar essa relação através de um diagrama de blocos. Um bloco representando um filtro FIR digital é adicionado em cascata ao modelo do calorímetro. Este bloco tem o propósito de equalizar (ou deconvoluir) o sinal $y[n]$, recuperando uma estimativa do sinal de entrada do sistema LTI, denominada por $\hat{a}[n]$, sendo esta uma estimativa do valor de energia.

As Seções 3.4.1 e 3.4.2 detalham algoritmos recentemente propostos para o projeto de filtros de deconvolução. A primeira técnica faz uma abordagem a partir do conhecimento da resposta do pulso característico do calorímetro $h[n]$. Nesta técnica, tenta-se encontrar o sistema inverso que faz o cancelamento ou deconvolução da resposta do calorímetro. Um outro algoritmo é obtido a partir do conhecimento de um conjunto de amostras finito em par ordenado de entradas (valores desejados) e saídas do sistema LTI, $y[n]$. Seu projeto é baseado no modelo de filtros adaptativos para equalização de canais. Entretanto, neste caso, uma vez adaptados os pesos do filtro ao conjunto de amostras, seus coeficientes são utilizados de maneira constante devido à falta de valores desejados em tempo real nos experimentos de física.

Figura 21 – O calorímetro como um sistema linear.



Fonte: Do autor.

3.4.1 FIR por aproximação do sistema inverso

Neste algoritmo, a partir do conhecimento prévio da resposta do sistema (canal) de $h[n]$, projeta-se um filtro inverso $w[n] \longleftrightarrow W(z)$, descrito pela Equação 3.16, na qual $H(z)$ é obtido aplicando-se a Transformada Z (OPPENHEIM, 1999) no pulso de referência $h[n]$ do calorímetro.

$$W(z) = \frac{1}{H(z)} \quad (3.16)$$

Como esse sistema é o inverso de resposta finita, ele é classificado como um filtro IIR (do inglês, *Infinite Impulse Response*) (MITRA, 1998). Para se obter um filtro estável e uma aproximação por resposta finita (filtro FIR), alguns procedimentos devem ser seguidos (DUARTE, 2016):

1. O sistema inverso gerado $W(z)$ deve ser separado em duas partes. Uma deve conter os pólos que estejam fora do círculo unitário ($W_{01}(z)$), e a outra, os pólos que estejam dentro do círculo unitário ($W_{02}(z)$), resultando, respectivamente, em um filtro instável e outro estável em cascata. Para tal, a condição $W(z) = W_{01}(z).W_{02}(z)$ deve ser satisfeita.
2. Inverte-se a região de convergência do filtro causal instável, neste caso $W_{01}(z)$, tornando-o estável, porém, não-causal. A mesma deve incluir também o círculo unitário, resultando em $W'_{01}(z)$.
3. Truncam-se as respostas dos filtros IIR $W'_{01}(z)$ e $W_{02}(z)$, com o intuito de produzir filtros FIR com resposta aproximada, resultando em $w''_{01}[n]$ e $w'_{02}[n]$.
4. Pelo fato de $w''_{01}[n]$ ser não-causal, ao atrasar a sua resposta, ele se torna um sistema causal, gerando $W'''_{01}[n]$.

5. Ao realizar a convolução da resposta ao impulso dos filtros $W_{01}'''(z)$ e $W_{02}'(z)$, tem-se $w[n] = \sum_{k=0}^{M-1} w_{01}'''[n-k]w_{02}'[n]$, em que o filtro FIR $w[n]$ é uma aproximação do sistema inverso $W(z)$ e realiza a deconvolução aproximada do canal $y[n]$.

3.4.2 FIR por equalização estocástica

Nesta abordagem, parte-se do princípio de que o calorímetro é um sistema desconhecido. Baseando-se em simulações de Monte Carlo, na qual toda a estatística que envolve a saída do calorímetro pode ser considerada, conhecendo-se os valores de entrada de $a[n]$ e observando a resposta do canal (calorímetro) a essas entradas impulsivas $y[n]$, consegue-se projetar um filtro FIR, que realiza a deconvolução aproximada do sistema desconhecido (DUARTE, 2015). Para isso, utiliza-se um critério de otimização. Como o critério do erro médio quadrático é um estimador no qual nenhuma hipótese probabilística sobre os dados é necessária em seu projeto e sua estimação resulta em um modelo linear, adotou-se este critério (KAY, 2013). Assim, os pesos são ajustados de modo a minimizar o erro entre $\hat{a}[n]$, que é a saída do filtro FIR a ser estimado, e $a[n]$, que é o valor desejado (HAYKIN, 1996).

Ao utilizar o critério citado acima, a função custo do filtro é dada por:

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{k=0}^{N-1} (a[k] - \hat{a}[k])^2, \quad (3.17)$$

em que N representa o número total de amostras consecutivas do sinal desejado, disponíveis para o projeto do filtro. Reescrevendo a Equação 3.17 em sua forma matricial., temos:

$$J(\mathbf{w}) = (\mathbf{a} - \mathbf{Y}\mathbf{w})^T(\mathbf{a} - \mathbf{Y}\mathbf{w}), \quad (3.18)$$

na qual $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ é a matriz de observação dos dados de saída do canal, contendo M linhas de acordo com o tamanho do filtro projetado por N colunas, sendo formada por amostras deslocadas de $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{1 \times N}$, que é um vetor constituído de amostras de $y[n]$. Obtendo-se a derivada de $J(\mathbf{w})$ em função dos parâmetros de \mathbf{w} , tem-se:

$$\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = -2\mathbf{Y}\mathbf{a} + 2\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \mathbf{w}, \quad (3.19)$$

ao igualar a Equação 3.19 a zero e isolar \mathbf{w} , assumindo que $\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T$ seja inversível, \mathbf{w} pode ser encontrado utilizando-se o método da pseudo inversa, de acordo com a Equação 3.20:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T)^{-1}\mathbf{Y}\mathbf{a}. \quad (3.20)$$

O vetor de coeficientes \mathbf{w} corresponde à estimação da resposta ao impulso de um sistema inverso ao canal desconhecido, podendo ser interpretado como os coeficientes

de um filtro FIR que realiza a deconvolução de tal sistema (DUARTE, 2015; KAY, 2013). Portanto, após a estimação do filtro, pode-se ter a seguinte relação:

$$\hat{a}[n] \simeq \sum_{k=0}^{M-1} w[n-k]y[k]. \quad (3.21)$$

Em alguns casos, quando o ruído experimental não possui média zero, o valor médio pode se propagar pelos pesos do filtro FIR, produzindo uma tendência que resulta em desvio da solução ótima. Portanto, para se chegar a solução ótima, nestes casos, é necessário utilizar a Equação 3.22, que leva em consideração uma tendência (do inglês *bias*) em sua última componente:

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_2 &= [\mathbf{Y} \mathbf{1}] \\ \mathbf{w}_2 &= (\mathbf{Y}_2 \mathbf{Y}_2^T)^{-1} \mathbf{Y}_2 \mathbf{a}, \end{aligned} \quad (3.22)$$

no qual $\mathbf{1} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ é um vetor coluna composto de uns e é concatenado com a última coluna da matriz \mathbf{Y} , produzindo \mathbf{Y}_2 . Deste modo, a última componente de \mathbf{w}_2 contém o valor da tendência, que deve ser adicionada a saída do filtro e o restantes das componentes de \mathbf{w}_2 contém os pesos do filtro FIR.

O sinal desejado $a[n]$ que passa por um sistema desconhecido é usado para a obtenção do erro entre a saída do filtro e o sinal desejado, permitindo o ajuste dos coeficientes do filtro FIR e do *bias*, os quais resumem o modelo inverso do sistema desconhecido. Um certo atraso $\Delta \in \mathbb{N}$ (atraso de equalização), neste caso, é necessário pois o erro deve ser calculado entre a amostra $\hat{a}[n - \Delta]$ e sua amostra desejada correspondente $a[n]$.

Além deste métodos, a aplicação de filtros inversos, pode ser realizada de diversas formas, como por meio da utilização de algoritmos janelados de deconvolução iterativos porém, estes demandam um estudo a parte para serem implementados dentro dos requisitos de operação do L1 do ATLAS.

3.5 CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou uma revisão das técnicas empregadas no sistema de *trigger* para estimação de energia *online* no L1. Ao longo dos anos as técnicas implementadas foram sendo modificadas, visando sempre o melhor desempenho de acordo com o cenário de operação do experimento, até chegar no OF, que é a técnica atualmente implementada para estimação de energia no L1 do ATLAS.

Outras abordagens propostas recentemente são baseadas em filtros FIR de deconvolução e têm mostrado um desempenho superior ao OF em ambientes com o efeito do empilhamento de sinais. Estas propostas e o modelo convolucional para o

calorímetro, que serão utilizados como referência ao longo da tese, foram apresentados neste capítulo.

4 PROPOSTA I: DECONVOLUÇÃO POR TEORIA DA ESPARSIDADE

Algoritmos baseados na representação esparsa de sinais também foram propostos recentemente para a reconstrução *offline* e se mostraram uma solução interessante. Também baseados no modelo convolucional, nestes algoritmos a deconvolução desempenha uma transformação linear, que maximiza o número de elementos nulos para recuperar as características de um sinal impulsivo. Este capítulo apresenta a proposta de um algoritmo para reconstrução *online* utilizando a representação esparsa de sinais.

4.1 REPRESENTAÇÕES ESPARSAS

O campo da modelagem por representações esparsas teve seus principais avanços nas últimas duas décadas (ELAD, 2010). As contribuições para esta teoria, tiveram início com uma série de algoritmos para aproximar as soluções esparsas de sistemas lineares de equações. Posteriormente, uma teoria que surgiu como forma de garantia para o desempenho dos algoritmos foi estabelecida. A partir destas contribuições, as principais barreiras em fazer um modelo prático e aplicável foram removidas. Assim, a representação esparsa se tornou o tema central de diversos estudos e novas aplicações foram surgindo (ELAD, 2010). As aplicações envolvendo a representação esparsa são diversas, além da álgebra, onde é aplicada em soluções de sistemas lineares, é possível encontrar aplicações em: processamento de imagens, amostragem compressiva, deconvolução entre outras (LAKSHMAN et al., 2010; LU, 2017; KHALIFA; ABDELHAFIZ; ZERGUINE, 2013; ELAD, 2010).

O conceito de esparsidade está ligado diretamente com a análise dos elementos de um vetor. Por exemplo, considere um vetor $\Omega \in \mathbb{R}^M$, definido por $\Omega = \{\Omega_0, \dots, \Omega_M\}$. Este sinal é estritamente esparsos se a maioria de seus elementos forem iguais a zero, ou seja, se o suporte $\Lambda(\Omega) = \{0 \leq i \leq M \mid \Omega_i \neq 0\}$ for de cardinalidade $L \ll M$. Todavia, se um sinal não é esparsos, este pode, em um domínio de transformada adequado, possuir uma representação esparsa (STARCK; MURTAGH; FADILI, 2010).

4.1.1 Estimação de energia no L1 por abordagem esparsa

O modelo convolucional do calorímetro, mostrado na Equação 3.15 do capítulo anterior, pode ser reescrito em uma forma matricial. Portanto, desconsiderando o ruído eletrônico, podemos reescrever a convolução conforme a Equação 4.1:

$$\mathbf{H}\mathbf{a} = \mathbf{y} \quad (4.1)$$

em que $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{M \times M-K+1}$ é uma matriz de convolução, sendo $M > (M - K + 1)$, onde suas $M - K + 1$ colunas são compostas por pulsos de referência do calorímetro $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^K$

deslocados, $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{(M-K+1)}$ representa um vetor cujas amplitudes deseja-se e $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$ um vetor representando o sinal proveniente do calorímetro.

O sistema indeterminado 4.1 possui infinitas soluções. A representação desejada (mais esparsa) é aquela que apresentar o menor número de coeficientes não nulos em \mathbf{a} .

A solução mais esparsa de um sistema linear indeterminado pode ser transformada em um problema de otimização baseado na minimização de uma função custo (ELAD, 2010). Uma função custo que favorece a esparsidade é a norma l_0 do vetor de coeficientes \mathbf{a} . A norma de um vetor, pode ser calculada genericamente conforme a Equação 4.2:

$$l_\iota = \left(\sum_{i=1}^M |a_i|^\iota \right)^{\frac{1}{\iota}} \text{ para } \iota > 0 \quad (4.2)$$

e

$$l_0 = \#(i|a_i \neq 0) \quad (4.3)$$

em que ι representa a norma do vetor e $\#$ indica o número de elementos do vetor. Por meio do problema de otimização da norma l_0 , gera-se o problema (P_0) mostrado na Equação 4.4 ou, na presença de ruído, o problema $(P_{0,\epsilon})$ apresentado na Equação 4.5.

$$(P_0) : \min_a \|a\|_0^0 \text{ sujeito a } Ha = y \quad (4.4)$$

$$(P_{0,\epsilon}) : \min_a \|a\|_0^0 \text{ sujeito a } \|Ha - y\|_2^2 \leq \epsilon, \quad (4.5)$$

onde $\|\mathbf{a}\|_0^0$ representa a norma l_0 do vetor \mathbf{a} , que corresponde ao número de elementos não nulos deste vetor.

Não é possível encontrar a solução deste problema de maneira direta. Portanto, este problema pode ser resolvido em duas partes: com o foco na minimização do suporte e posteriormente os valores de elementos não nulos podem ser encontrados via Regressão Linear. Algoritmos modelados desta maneira, são conhecidos na literatura como vorazes ou gulosos (ELAD, 2010), que são algoritmos iterativos, em que a cada passo se aproximam mais da solução mais esparsa.

Na literatura, uma outra forma muito difundida para obtenção da esparsidade é utilizar a norma l_1 como função custo (SELESNICK, 2017). Assim, a modelagem de maneira mais relaxada pode ser escrita como um problema de otimização por meio de uma função custo linear e com restrições quadráticas, conforme a Equação 4.6, onde a restrição imposta é que a solução não divirja do modelo esperado (ELAD, 2010).

$$(P_{1,\epsilon}) : \min_a \|a\|_1^1 \text{ sujeito a } \|Ha - y\|_2^2 \leq \epsilon \quad (4.6)$$

sendo que o termo $\|\mathbf{a}\|_1^1$ representa a norma l_1 do vetor \mathbf{a} , que é dada pelo somatório dos valores absolutos dos coeficientes do vetor \mathbf{a} . Enquanto, $\|\mathbf{H}\mathbf{a} - \mathbf{y}\|_2^2$ corresponde à norma l_2 da restrição imposta.

Por meio da escolha de um multiplicador de Lagrange λ apropriado (KOWALSKI, 2009), este problema pode ser transformado num problema de otimização sem restrições, de acordo com a função custo dada pela Equação 4.7:

$$J_o(\mathbf{a}) = \lambda\|\mathbf{a}\|_1 + \frac{1}{2}\|\mathbf{H}\mathbf{a} - \mathbf{y}\|_2^2. \quad (4.7)$$

Na Equação 4.7, o seu primeiro termo, com a presença da norma l_1 , representa a busca pela esparsidade, enquanto o segundo, com a norma l_2 , preserva a integridade do modelo. O multiplicador de Lagrange tem o papel de pesar a Equação 4.7 com o intuito da ponderação entre as duas normas e pode ser obtido experimentalmente.

Existem variadas formas de minimizar a Equação 4.7. Uma técnica simples, mas muito eficiente em aplicações de remoção de ruído, é a técnica de limiarização ou Shrinkage proposta por (DONOHO, 1995). Para isso, usamos um artifício que faz com que a função custo $J_o(\mathbf{a})$ seja desacoplada em M funções custo independentes, uma para cada componente do vetor \mathbf{a} .

Por \mathbf{H} ser uma matriz de convolução, a mesma não é quadrada, portanto não inversível. Desta forma, propõe-se uma aproximação pela pseudo inversa de \mathbf{H} . Admitindo-se que $\mathbf{H}^T\mathbf{H}$ tenha seu determinante não nulo, o problema inicialmente escrito como $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{a}$, pode ser reescrito de maneira aproximada como:

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{H}\mathbf{a} \\ \mathbf{H}^T\mathbf{y} &= \mathbf{H}^T\mathbf{H}\mathbf{a} \\ (\mathbf{H}^T\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{y} &= (\mathbf{H}^T\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{H}\mathbf{a} \\ \mathbf{a} &= (\mathbf{H}^T\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{y}, \end{aligned} \quad (4.8)$$

fazendo $\mathbf{W}_0 = (\mathbf{H}^T\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^T$, em que $\mathbf{W}_0 \in \mathbb{R}^{M \times M}$. Logo, o problema se torna $\mathbf{a} = \mathbf{W}_0\mathbf{y}$ e podemos chegar a Equação 4.9:

$$J_o(\mathbf{a}) = \lambda\|\mathbf{a}\|_1 + \frac{1}{2}\|(\mathbf{a} - \mathbf{W}_0\mathbf{y})\|_2^2, \quad (4.9)$$

substituindo $\mathbf{W}_0\mathbf{y}$ por um vetor de constantes \mathbf{a}_0 , obtemos a Equação 4.10:

$$J_o(\mathbf{a}) = \lambda\|\mathbf{a}\|_1 + \frac{1}{2}\|\mathbf{a} - \mathbf{a}_0\|_2^2. \quad (4.10)$$

Apesar da presença do módulo na Equação 4.10, só serão aceitas componentes não negativas de \mathbf{a} , pois em calorimetria, os valores negativos de energia são, geralmente,

não relevantes. Assim, o módulo pode ser removido da Equação 4.10. Derivando esta equação em relação a \mathbf{a} e igualando à zero, obtém-se a Equação 4.11:

$$0 = (\mathbf{a} - \mathbf{a}_0) + \lambda \mathbf{1} \quad \text{para } a_k > 0 \quad (4.11)$$

Portanto, o vetor \mathbf{a} que minimiza a função custo é:

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}_0 - \lambda \mathbf{1} \quad \text{para } a_k > 0 \quad (4.12)$$

Sabendo-se que \mathbf{w}_{0k} é a k -ésima linha da matriz \mathbf{W}_0 , as componentes individuais de \mathbf{a} podem ser descritas como na Equação 4.13:

$$a[k] = \mathbf{w}_{0k}\mathbf{y} - \lambda \quad \text{para } a[k] > 0 \quad (4.13)$$

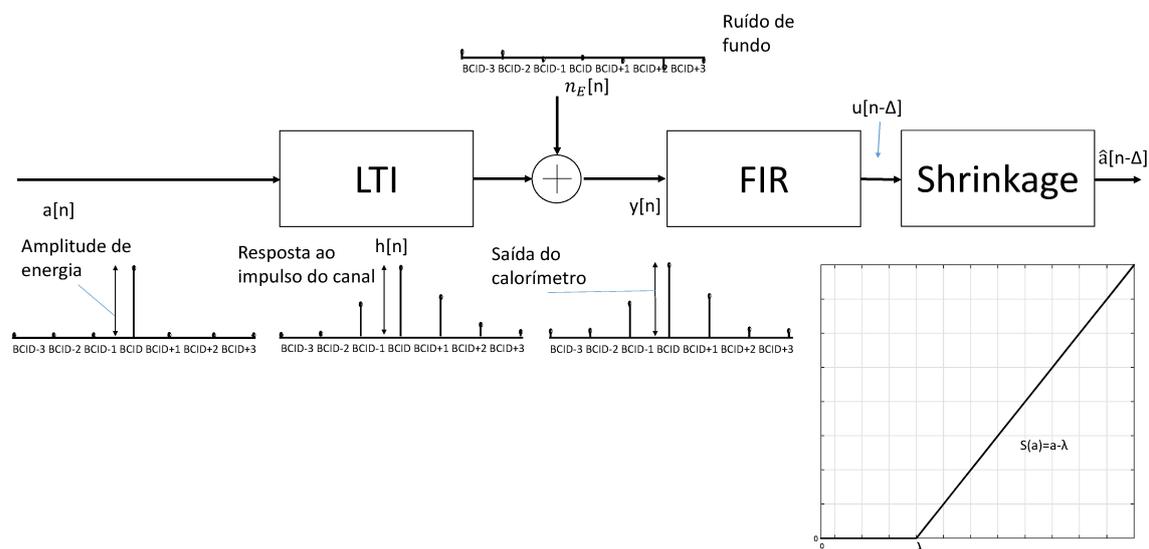
Como \mathbf{y} é um vetor com componentes do sinal de entrada, \mathbf{w}_{0k} pode ser visto como um filtro FIR que realiza a deconvolução da k -ésima componente. Porém, esta equação mostra que, além do filtro linear que realiza a deconvolução, para se obter o valor desejado, é necessário ainda subtrair a saída do filtro pela constante λ . Além disso, pela restrição imposta em calorimetria de não existir valores negativos para a_k , a resposta deve ser anulada se λ for maior do que $\mathbf{w}_{0k}\mathbf{y}$. Portanto, este procedimento pode ser traduzido por uma função não linear mostrada na Figura 22. Esta figura propõe \mathbf{w}_{0k} como um novo algoritmo para se chegar aos pesos do filtro FIR de deconvolução (DUARTE; ANDRADE FILHO; SEIXAS, 2017). Porém, na saída do filtro $u[n - \Delta]$ é preciso aplicar uma função não linear, que resume-se em uma subtração seguida de uma limiarização. Esta função, muito simples de se implementar em *hardware*, garante uma melhoria no desempenho do processo de deconvolução, como será visto no capítulo de resultados.

É importante destacar que, como a diferença entre o número de linhas e colunas é fixa numa matriz de deconvolução, quanto maior a ordem do vetor de entrada \mathbf{y} , melhor é a aproximação de \mathbf{W}_0 pela pseudo inversa de \mathbf{H} . Como consequência, o filtro \mathbf{w}_k deve ter uma alta ordem para realizar a deconvolução corretamente.

Fora das aplicações em calorimetria, de uma forma mais genérica, a função Shrinkage é observada como $S_\lambda(\mathbf{a})$, que é uma curva na qual os valores próximos à origem são mapeados para zero ($S_\lambda(\mathbf{a}) = 0$ para $|\mathbf{a}| \leq \lambda$) e os valores fora do intervalo $|\mathbf{a}| \leq \lambda$ são "shrunk" como mostrado na Equação 4.14 e Figura 23, que exhibe a função Shrinkage completa para um valor de $\lambda = 2$ (BOAS et al., 2016).

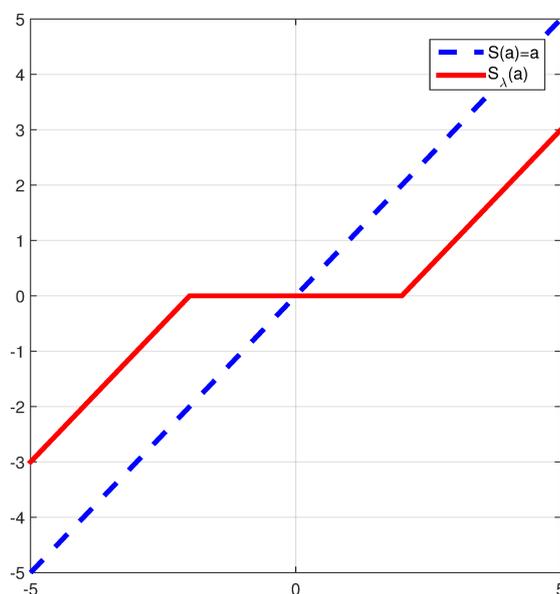
$$\begin{cases} \text{Se } a_k > \lambda, \text{ então } S_\lambda(\mathbf{a}) = a_k - \lambda \\ \text{Se } |a_k| \leq \lambda, \text{ então } S_\lambda(\mathbf{a}) = 0 \\ \text{Se } a_k < -\lambda, \text{ então } S_\lambda(\mathbf{a}) = a_k + \lambda \end{cases} \quad (4.14)$$

Figura 22 – Interpretação da minimização da função custo, considerando o calorímetro como um sistema LTI.



Fonte: Do autor.

Figura 23 – Comparação entre a função Shrinkage genérica, em linha contínua, para $\lambda = 2$ com a função afim, em pontilhado.



Fonte: Do autor.

4.2 CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou a proposta de um algoritmo baseado na teoria de esparsidade para estimação de energia *online* no L1. O diferencial das demais técnicas

de deconvolução apresentadas até o momento está no fato da técnica proposta buscar a representação mais esparsa do sinal, onde leva-se em consideração, além do empilhamento de sinais, outras formas de ruído. O principal resultado da demonstração deste algoritmo ocorre quando ele é interpretado, para aplicações *free-running* como um filtro FIR seguido de uma função não linear, chamada de Shrinkage. Esta função, é proveniente da minimização da norma l_1 com restrições quadráticas. Estes resultados obtidos com esta proposta serão usados no desenvolvimento da segunda proposta desta tese, que é o algoritmo cego Bussgang-Sparse.

5 PROPOSTA II: DECONVOLUÇÃO CEGA BUSSGANG-SPARSE

Os algoritmos adaptativos são uma valiosa ferramenta devido à sua capacidade de modificar o comportamento de um sistema ao longo do tempo, baseado em algum critério de desempenho (SAYED, 2011). Esta ferramenta, atualmente, é aplicada em um grande número de problemas de engenharia e tem sido explorada com sucesso em problemas de Economia, Engenharia Biomédica, Equalização de Canais, Sistemas de Controle e em Telecomunicações (HAYKIN, 1996). Neste capítulo, será realizada uma revisão sobre filtros adaptativos, especificamente acerca dos filtros adaptativos lineares, com foco em aplicações de deconvolução não supervisionada.

Diferentemente dos algoritmos apresentados neste trabalho nos Capítulos 3 e 4, em deconvolução cega ou não supervisionada, apenas um sinal ($y[n]$, $h[n]$ ou $a[n]$) do modelo da Equação 3.15 é requerido para estimar os demais ou um dos demais sinais que constitui o modelo. Para isso, algum conhecimento *a priori* sobre a estatística dos dados normalmente é necessário. Neste capítulo, é proposto um algoritmo onde apenas o conhecimento prévio de que o sinal a ser estimado seja mais esparso do que o sinal a ser processado se faz necessário, de maneira que seu projeto é independente da estatística dos dados e, portanto, mais geral.

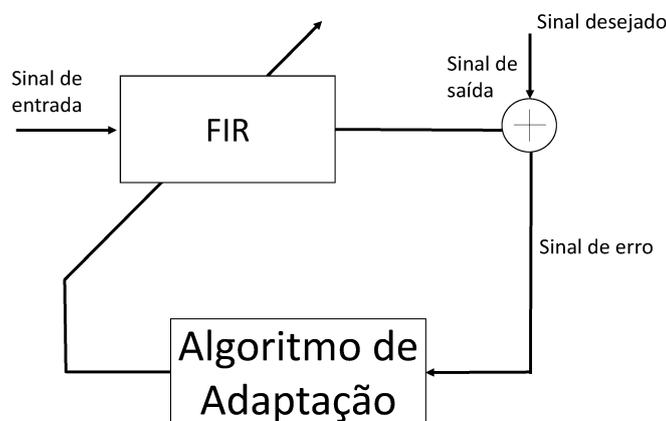
5.1 ALGORITMOS DE ADAPTAÇÃO LINEARES

O estudo da filtragem adaptativa teve grandes avanços com o desenvolvimento do algoritmo (do inglês, *Least Mean Squares*) (LMS) por Bernard Widrow e Ted Hoff em 1959 (WIDROW, 2005). Nas últimas décadas, esta área tem recebido a atenção de muitos pesquisadores. Esse interesse deve-se ao fato de muitos problemas práticos não poderem ser resolvidos de maneira satisfatória através da utilização de filtros digitais com coeficientes fixos.

Um modelo usual para se interpretar os filtros adaptativos é mostrado na Figura 24. Neste modelo genérico, é fornecido pelo sistema um sinal de entrada para o filtro que, ao passar pelos pesos do filtro adaptativo, gera um sinal de saída. A saída é comparada com um sinal desejado, resultando em um erro que alimenta um algoritmo adaptativo. Este algoritmo ajusta os coeficientes do filtro, de maneira que, a cada passo, os seus pesos se aproximam dos coeficientes ótimos, segundo o critério de erro adotado.

Diversos algoritmos para atualização dos pesos do filtro adaptativo foram desenvolvidos nas últimas décadas (DINIZ, 1997). Dentre os mais comuns, estão os algoritmos que utilizam, como critério, a minimização da função custo dada pelo valor médio quadrático do sinal de erro *Mean Squares Error* (MSE). Alguns que fazem o uso deste critério são: o algoritmo LMS (Least-Mean-Square) (NAGAL; KUMAR; BANSAL, 2014), que possui baixa complexidade computacional, mas com comportamento variado de

Figura 24 – Estrutura de filtros adaptativos.



Fonte: Do autor.

acordo com as características do sinal de entrada, resultando em uma convergência lenta, no caso de sinais de entrada correlacionados; o algoritmo LMS normalizado (KUMARI; MEHRA; SHRAMA, 2015), que possui maior complexidade computacional, contudo, tem sua convergência independente da potência do sinal de entrada; o RLS (Recursive-Least-Square) padrão, que possui alta velocidade de convergência, mas elevada complexidade computacional e, em alguns casos, instabilidade numérica (HAYKIN, 1996). Existe também, semelhantemente ao LMS, o RLS normalizado (GHAURI; SOHAIL, 2013). Dentre estas opções de algoritmos voltados para adaptação dos pesos, o RLS, se destaca para ser utilizado como método padrão deste trabalho pela sua velocidade de convergência e permitir ser implementado como *Square Root Adaptive Filters*, que é uma implementação de maneira sistólica, síncrona e em *pipeline*, ideal para implementação em FPGAs modernas. O Capítulo 7 trará mais detalhes sobre esta forma de implementação (HAYKIN, 1996; DINIZ, 1997).

Apesar de serem diversos, os algoritmos que objetivam minimizar a função custo do MSE, todos eles, além da minimização iterativa da mesma função custo, possuem, em comum, uma relação direta com a solução do filtro de Wiener.

5.1.1 A solução de Wiener

A minimização do MSE pode ser encontrada sob um ponto de vista estocástico. Esta metodologia é utilizada no filtro de Wiener para minimizar a função custo do MSE e encontrar o vetor de coeficientes ótimos, $\mathbf{w} = \mathbf{w}_0$. Sendo o MSE dado por:

$$J_{MSE} = E\{(a[n] - \mathbf{w}^T \mathbf{y})^2\}, \quad (5.1)$$

no qual $a[n]$ é um sinal desejado e \mathbf{y} corresponde a uma janela do sinal de entrada do sistema adaptativo. Derivando em relação a \mathbf{w} e igualando à zero o resultado, obtém-se:

$$E\{\mathbf{y}(a[n] - \mathbf{w}_0^T \mathbf{y})\} = 0 \quad (5.2)$$

Assim, a Equação 5.2 pode ser expressa em termos da matriz de autocorrelação do sinal de entrada, Φ e do vetor de correlação cruzada do sinal de entrada com o sinal desejado, \mathbf{p} . Reescrevendo a Equação 5.3 nestes termos têm-se:

$$\Phi \mathbf{w}_0 = \mathbf{p} \quad (5.3)$$

em que $\mathbf{p} = E\{a[n]\mathbf{y}\}$ e $\Phi = E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\}$. Assumindo que Φ seja positiva definida, podemos encontrar o vetor \mathbf{w}_0 ótimo para solução de Wiener:

$$\mathbf{w}_0 = \Phi^{-1} \mathbf{p} \quad (5.4)$$

5.1.2 O RLS

O RLS consiste em utilizar uma aproximação de Φ e \mathbf{p} , a partir dos dados (HAYKIN, 1996). O desenvolvimento de sua solução, em sua forma mais simples, é dado por meio de uma abordagem determinística, que tem como função custo a Equação 5.5:

$$\xi = \sum_{k=0}^{N-1} e^2[k] = \sum_{k=0}^{N-1} \beta^{-k} (a[k] - \mathbf{w}^T \mathbf{y}[k])^2 \quad (5.5)$$

onde o valor esperado ideal é substituído por uma estimativa através do somatório. O valor de $\beta \in (0, 1]$ é um fator exponencial de esquecimento, o qual controla a influência que as amostras passadas têm na estimação do valor esperado atual, principalmente em um ambiente não-estacionário (HAYKIN, 1996).

Derivando a Equação 5.5 e igualando a zero obtém-se:

$$-\sum_{k=0}^{N-1} \beta^{-k} \mathbf{y}[k] \mathbf{y}^T[k] \mathbf{w}[n] + \sum_{k=0}^{N-1} \beta^{-k} \mathbf{y}[k] a[k] = \mathbf{0} \quad (5.6)$$

similarmente ao passo utilizado para se chegar à Equação 5.4, a solução resultante para os coeficientes ótimos é dada por:

$$\mathbf{w}(n) = \left(\sum_{k=0}^{N-1} \beta^{-k} \mathbf{y}[k] \mathbf{y}^T[k] \right)^{-1} \left(\sum_{k=0}^{N-1} \beta^{-k} \mathbf{y}[k] a[k] \right) = \Phi_D^{-1} \mathbf{p}_D \quad (5.7)$$

em que Φ_D^{-1} e \mathbf{p}_D são chamados de matriz determinística de correlação da entrada e vetor de correlação cruzada determinístico entre o sinal de entrada e o desejado, respectivamente.

Este método também pode ser visto em sua forma recursiva, onde são realizadas aproximações estocásticas da inversa da matriz de autocorrelação Φ^{-1} do sinal de entrada e do vetor de correlação-cruzada \mathbf{p} , conforme mostrado nas Equações 5.8, 5.9 e 5.10 :

$$\Phi^{-1}[n] = \frac{1}{\beta} \left(\Phi^{-1}[n-1] - \frac{\beta^{-1} \Phi^{-1}[n-1] \mathbf{y}[n] \mathbf{y}^T[n] \Phi^{-1}[n-1]}{1 + \beta^{-1} \mathbf{y}^T[n] \Phi^{-1}[n-1] \mathbf{y}[n]} \right) \quad (5.8)$$

$$\xi[n] = a[n] - \mathbf{w}^T[n-1] \mathbf{y}[n] \quad (5.9)$$

$$\mathbf{w}[n] = \mathbf{w}[n-1] + \xi[n] \Phi^{-1}[n] \mathbf{y}[n] \quad (5.10)$$

Com intuito de facilitar a implementação, definimos um ganho $\mathbf{k}[n]$:

$$\mathbf{k}[n] = \frac{\beta^{-1} \Phi^{-1}[n-1] \mathbf{y}[n]}{1 + \beta^{-1} \mathbf{y}^H[n] \Phi^{-1}[n-1] \mathbf{y}[n]} \quad (5.11)$$

Assim, a Equação 5.10 pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\mathbf{w}[n] = \mathbf{w}[n-1] + \mathbf{k}[n] \xi[n] \quad (5.12)$$

Apesar da apresentação determinística na Equação 5.7, o algoritmo RLS, no instante n , é uma aproximação estocástica da solução de Wiener. À medida que o número de iterações se torna muito elevado, $n \rightarrow \infty$, a solução se torna, na média, uma boa aproximação para a solução de Wiener (HAYKIN, 1996).

5.2 ALGORITMOS DE DECONVOLUÇÃO NÃO SUPERVISIONADOS

Diferentemente do problema de deconvolução ou equalização de canais tratado em capítulos anteriores, nos problemas envolvendo algoritmos de deconvolução não supervisionados ou de deconvolução cega, o sinal desejado é desconhecido. Assim, a tarefa de reconstrução do sinal é mais difícil em relação aos algoritmos de deconvolução usuais.

Os algoritmos de deconvolução cega, em geral, necessitam de alguma informação adicional referente ao sinal do sistema em que se deseja reverter os efeitos da convolução. A depender do tipo de informação utilizada, na literatura, é possível identificar duas famílias de algoritmos, os baseados em estatísticas cicloestacionárias e os baseados em Estatísticas de Ordem Superior (do inglês, *High-Order Statistics*) (HOS).

Os algoritmos baseados em estatísticas cicloestacionária exploram a característica da cicloestacionariedade presente na estatística de segunda ordem dos sinais. Tal

característica, geralmente surge em sinais modulados que resultam na variação da amplitude, fase ou frequência de uma portadora senoidal do sinal.

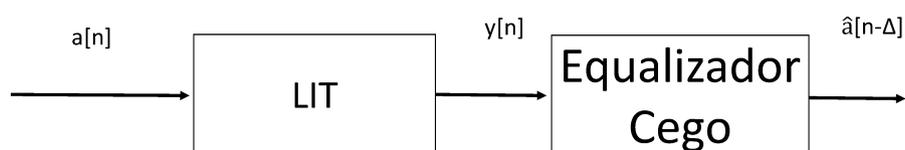
Já a segunda família de algoritmos, os HOS, se subdividem em dois grupos em relação a maneira que utilizam as estatísticas de ordem superior, que pode ser implicitamente ou explicitamente. Os algoritmos que se baseiam implicitamente, tais como o algoritmo Bussgang, são eficientes em aplicações onde o sinal a ser recuperado são impulsos como constelações QAM. Ao passo que os algoritmos que se baseiam explicitamente utilizam cumulantes de alta ordem ou o poliespectro, preservando também a informação de fase do sinal transmitido (HAYKIN, 1996).

No contexto de calorimetria, a estimação de energia é constituída por um vetor de impulsos. Assim, nesta aplicação, os algoritmos mais indicados são os da família baseados em HOS. Nesta família, o algoritmo Bussgang possui propriedades de convergência interessantes e será mais detalhado nas próximas seções.

5.2.1 O algoritmo cego de Bussgang

Nesta abordagem de deconvolução cega considera-se o modelo convolucional, como o mostrado na Seção 3.15, cascadeado com um equalizador cego. Como é mostrado na Figura 25.

Figura 25 – Modelo de equalização cega.



Fonte: Do autor.

Neste modelo, o canal é caracterizado por uma resposta ao impulso desconhecida $h_{des}[n]$. É possível expressar a entrada do equalizador como o resultado de uma convolução do sinal $a[n]$ com a resposta ao impulso desconhecida h_{des} :

$$y[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_{des}[k]a[n-k] + n_E[n], \quad n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (5.13)$$

onde $a[n]$ é a entrada aplicada ao sistema, $y[n]$ é o resultado de saída do canal e $n_E[n]$ é um ruído eletrônico.

O equalizador cego consiste em obter um sistema inverso ao sistema LTI desconhecido, utilizando o modelo de $h_{des}[n]$, que também é desconhecido e sem um sinal desejado $a[n]$ disponível. Para que o projeto deste equalizador seja possível, inicialmente,

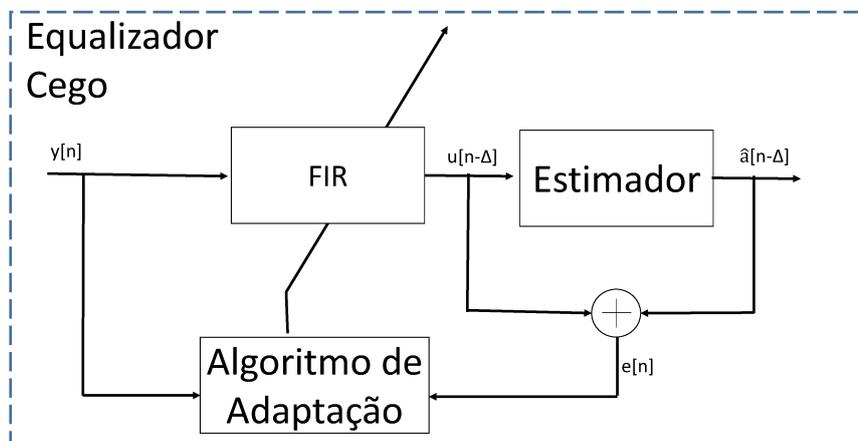
devemos formular um modelo probabilístico para as amostras de $a[n]$. A partir deste modelo probabilístico, é projetado um estimador não-linear para a estimativa $\hat{a}[n]$, usando como informação a saída do filtro adaptativo (HAYKIN, 1996).

Este procedimento pode ser visualizado na Figura 26 e é descrito pela Equação 5.14:

$$\hat{a}[n] = g(u[n]) \quad (5.14)$$

em que $g(\cdot)$ é uma função não-linear. Tal função é um estimador não-linear sem memória, que será discutido na próxima seção.

Figura 26 – Equalizador Cego Bussgang.



Fonte: Do autor.

Em resumo, o modelo de equalização cega de Bussgang, mostrado na Figura 26, é constituído por três blocos principais: um filtro adaptativo, que atualiza os seus pesos de acordo com o erro entre a saída do filtro e a estimação de $\hat{a}[n]$, o projeto de um estimador sem memória, que estima $\hat{a}[n]$ e um algoritmo adaptativo linear, que contempla o processo de atualização do filtro e utiliza $\hat{a}[n]$ como resposta desejada (HAYKIN, 1996).

5.2.2 Estimadores sem memória

Bussgang, no início dos anos 50, demonstrou que, para processos Gaussianos, a correlação cruzada entre a entrada e saída de um sistema sem memória e não-linear é proporcional à autocorrelação de sua entrada. Além disso, esclareceu que tal propriedade possivelmente não seria restrita somente aos processos Gaussianos (FRASSON, 2017). Assim, sendo $u[n]$ um processo estocástico, este é dito “processo de Bussgang” se qualquer função não-linear sem memória satisfaz a condição da Equação 5.15:

$$E\{u[n-k]u[n]\} = \Upsilon E\{u[n-k]g(u[n])\} \quad (5.15)$$

em que Υ é uma constante (FRASSON, 2017).

Tabela 1 – Casos especiais do algoritmo Bussgang

Algoritmo	Função $g(\cdot)$	Definições
Decisão direcionada	$sgn(\cdot)$	
Sato	$\gamma sgn(\cdot)$	$\gamma = \frac{E\{ a^2[n] \}}{E\{ a[n] \}}$
Godard	$\frac{u[n]}{ u[n] } (u[n] + R_\ell u[n] ^{\ell-1} - u[n] ^{2\ell-1})$	$R_\ell = \frac{E\{ a[n] ^{2\ell}\}}{E\{ a[n] \}^\ell}$

Fonte:(HAYKIN, 1996).

A função não linear pode ser obtida de diversas formas. A depender do modelo de sinal assumido, podem ser utilizados estimadores Bayesianos ou outras teorias de modo que o resultado respeite a condição de ser um processo de Bussgang. Recentemente, na literatura, foram propostos alguns modelos de funções não lineares para casos específicos (LIYE; HONGSHENG, 2013; LI; DING, 1994; KIM; OH; KIM, 2011). Dentre elas estão a decisão dirigida, que é dada por uma função sinal, o algoritmo Sato, que utiliza a função sinal multiplicada por uma constante e o algoritmo Godard, que faz o uso de uma função em que se penaliza desvios de um módulo constante da saída do Equalizador Cego. As funções utilizadas nestes métodos são resumidas na Tabela 1 (HAYKIN, 1996).

5.3 DECONVOLUÇÃO CEGA BUSSGANG-SPARSE

A Equalização cega *online* de um canal de comunicação consiste em recuperar a entrada ou fonte de dados, dada apenas a saída e alguma informação estatística da fonte. Abordar a equalização desta forma, permite que se compense os efeitos de distorção causados por um canal cuja as características são desconhecidas e que possam variar ao longo do tempo.

Até o momento, as teorias de esparsidade e de filtros adaptativos foram abordadas de maneira isolada. A ideia central deste trabalho está em juntar as duas teorias, especificamente, em avaliar o uso de uma função não linear proveniente da teoria de esparsidade aplicada ao modelo de Equalização cega do algoritmo Bussgang da teoria de filtros adaptativos.

5.3.1 Determinação de um estimador não-linear adequado

Como visto, a ideia central do método Bussgang é utilizar um estimador não-linear sem memória, projetado a partir de algum conhecimento prévio das estatísticas dos dados de entrada, de modo a ser usado como valor alvo na adaptação do filtro FIR de deconvolução. Em protocolos de comunicação digital, como modulação QAM (SVENSSON, 2007), que geralmente empregam uma certa simetria, a tarefa de se obter tais

estimadores já foi exaustivamente abordada na literatura (KAY, 2013). Porém, obter um estimador eficiente para os dados dos calorímetros do ATLAS, operando em alta luminosidade, é uma tarefa extremamente complexa.

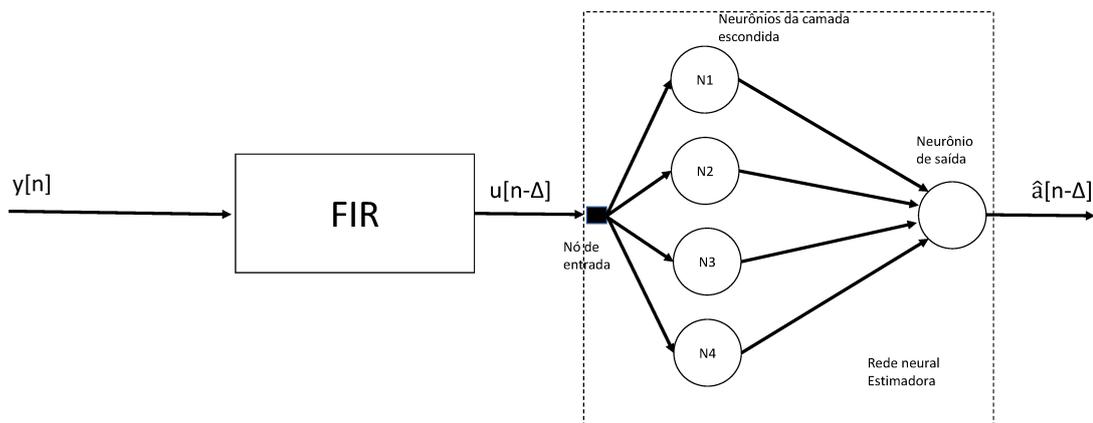
De modo a evitar a modelagem deste estimador, debruçando-se em suas bases estatísticas, é proposta aqui uma abordagem heurística, onde métodos supervisionados de mapeamentos não-lineares podem ser usados, utilizando-se dados de simulação cujos pares de entrada e saída do estimador são conhecidos *a priori*. A proposta aqui não é o teste de diversos métodos, buscando-se a abordagem mais eficiente de mapeamento não-linear, mas sim, demonstrar que tal exercício leva a uma generalização do método Bussgang para sinais alvos impulsivos em canais dispersivos. Isto será possível devido a uma semelhança estrutural entre tal modelo de mapeamento e o método de Shrinkage baseado em teoria da esparsidade apresentado no capítulo anterior.

Para determinar o mapeamento não-linear para o melhor estimador sem memória, primeiramente foi projetado um filtro FIR de deconvolução, utilizando-se o método estocástico descrito na Seção 3.4.2. Como descrito nesta seção, são necessários pares $\{y[n], a[n]\}$ de dados de entrada do sistema e do valor alvo desejado, respectivamente. Para efeito de ilustração, utilizou-se aqui o ambiente de simulação dos canais de leitura dos calorímetros do ATLAS que será abordado em detalhes no capítulo de resultados. Neste método de projeto do filtro FIR, o erro médio quadrático entre a resposta do filtro e o valor alvo é minimizado. Porém, naturalmente, tal erro, apesar de ser ótimo do ponto de vista de sua energia, ainda apresenta um valor não nulo. A abordagem aqui testada consiste em determinar um mapeamento não-linear sem memória que, tendo como entrada o valor obtido pelo filtro de deconvolução linear $u[n]$ e o valor verdadeiro $a[n]$, buscando diminuir ainda mais o erro entre o alvo e a saída do filtro. Para este fim, foi proposta uma rede neural para realizar o mapeamento do estimador conforme mostra a Figura 27, que também exhibe a topologia da rede neural utilizada.

Treinando-se esta rede neural *feedforward* estimadora (HAYKIN, 1994) de uma única entrada e uma única saída, com múltiplos neurônios na camada escondida, obteve-se um mapeamento não-linear como mostrado na Figura 28. Diversos testes foram feitos, com diversas topologias de rede e diferentes níveis de empilhamento de sinais dos calorímetros, sendo este gráfico um padrão obtido para as redes mais eficientes. Assim, a topologia de rede escolhida e adotada neste trabalho, por questões de simplicidade e eficiência, foi a rede exibida na Figura 27. Em exceção ao neurônio de saída que utilizou uma função de ativação linear, todos os outros neurônios utilizaram a função tangente hiperbólica.

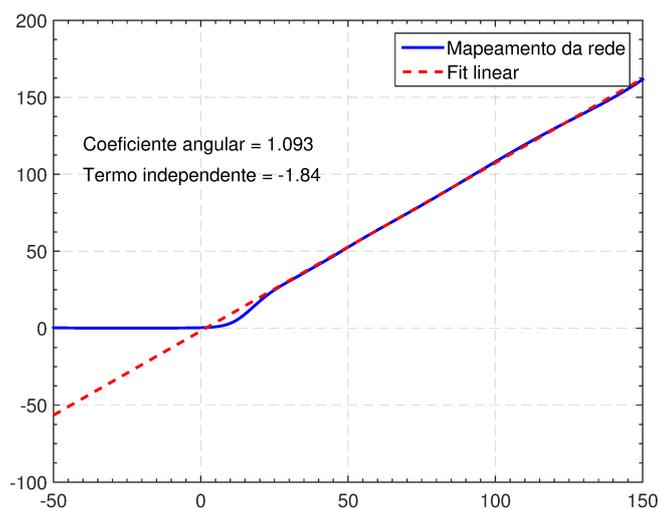
O *fit* linear foi realizado em duas partes, separando o mapeamento não linear da rede em duas partes lineares. A primeira compreendeu o intervalo dos valores negativos até zero, que resultou em uma função constante em zero. Já na segunda

Figura 27 – Topologia da rede neural estimadora.



Fonte: Do autor.

Figura 28 – Mapeamento da função por meio da rede estimadora e *fit* linear.



Fonte: Do autor.

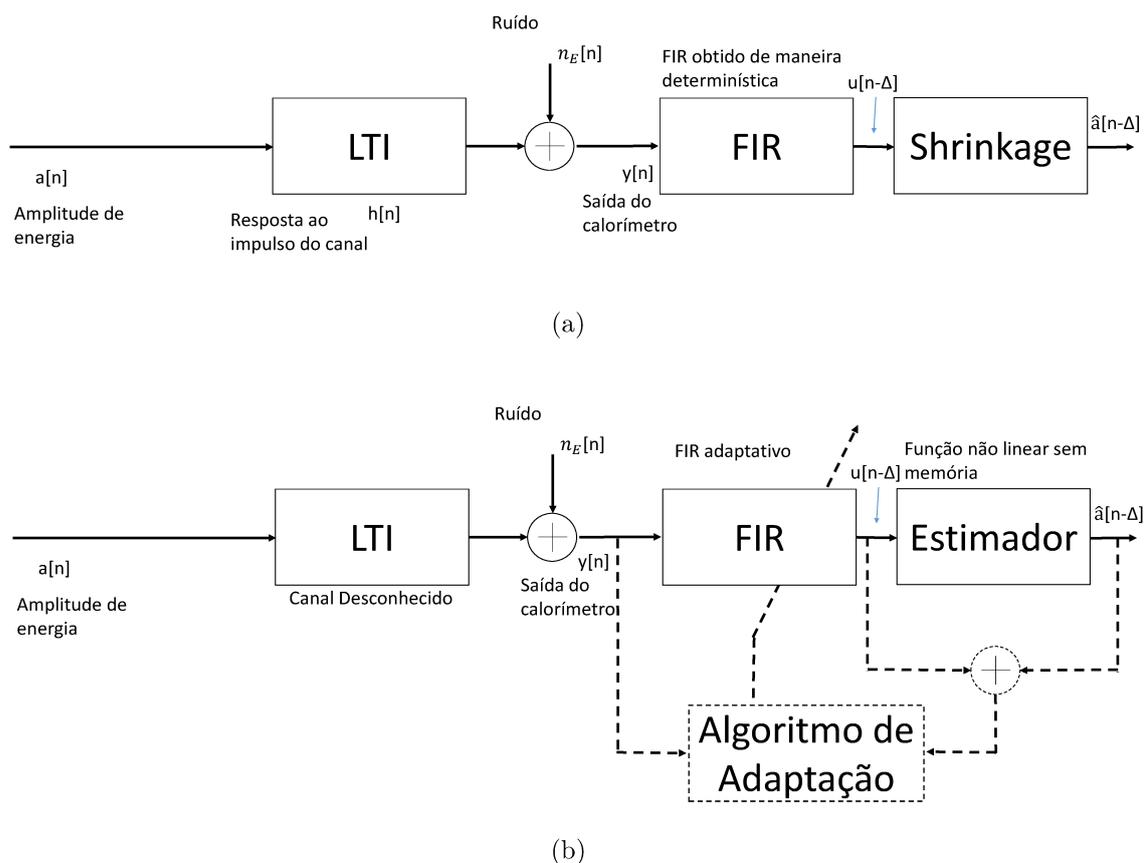
parte considerou-se os pontos em que a entrada fosse maior do que 30 e resultou na reta pontilhada exibida na Figura 28. As partes do mapeamento que fazem a transição entre as duas partes lineares do *fit* realizado (entre 0 e 30) foram desconsideradas.

Pode-se observar, neste mapeamento, um comportamento semelhante a função de Shrinkage utilizada no método de projeto por teoria de esparsidade. Dados abaixo de um certo limiar são anulados e uma curva de carácter linear, com coeficiente angular de aproximadamente 45 graus, corresponde ao mapeamento para sinais superiores a tal limiar. Nesta figura é também apresentado um *fit* linear nesta região, demonstrando a validade do argumento supracitado.

5.3.2 Avaliação a partir da teoria de esparsidade

O modelo encontrado a partir da teoria de esparsidade, como visto no Capítulo 4 e lembrado na Figura 30 (a), consiste em aplicar um filtro FIR ao sistema LTI e, na sequência, uma função que busca a esparsidade proveniente da minimização da norma l_1 . Esta função é conhecida na literatura como Shrinkage. Pela sua definição, esta é uma função não linear e sem memória. Analogamente, o modelo proposto para o Equalizador Cego pela teoria de filtros adaptativos, pode ser representado pela Figura 30 (b), no qual o canal LTI é um sistema desconhecido, consistindo em um filtro FIR adaptativo em conjunto com a aplicação de uma função não linear sem memória. Tal função é caracterizada por uma informação estatística *a priori* referente ao sinal de entrada. Os modelos, portanto, são semelhantes ao se comparar a parte não pontilhada da Figura ??.

Figura 29 – Comparação entre os algoritmos: (a) da teoria de esparsidade, (b) da Equalização Cega de Bussgang.



Fonte: Do autor.

Por esta semelhança entre os modelos, a técnica proposta sugere a utilização da função Shrinkage no modelo do equalizador cego de Bussgang. Assim, ao invés da informação estatística *a priori* para projeto do estimador sem memória, a informação

necessária será a de que o sinal a ser estimado, $\hat{a}[n]$, seja um sinal mais esparsa do que o sinal de entrada do equalizador $y[n]$ que passou pelo sistema LTI desconhecido.

As vantagens desta técnica em relação a obtenção do estimador são: (i) não é preciso projetar um estimador, que por vezes, possui um projeto complexo e demanda conhecimento estatístico sobre os dados; (ii) o único parâmetro necessário para a função não linear é a determinação do valor de λ , que dependerá do ruído do sistema e do nível de empilhamento (iii) é uma forma genérica, o mesmo algoritmo pode ser aplicado para diversos tipos de pulsos característicos desconhecidos, requisitando apenas do fato da estimação ser mais esparsa antes de passar pelo sistema LTI desconhecido.

5.4 AJUSTE DOS PESOS DO FILTRO NÃO SUPERVISIONADO PARA ESTIMAÇÃO DE ENERGIA

Em geral, todo algoritmo adaptativo de equalização cega precisa incluir um parâmetro a respeito da amplitude dos dados para calibração. Como uma das nossas propostas é justamente realizar um algoritmo que faça a estimação correta da energia, considerando a instrumentação do ATLAS, o parâmetro de calibração dos pesos do filtro FIR é desconhecido. Porém, diferentemente de outros sistemas, especificamente em calorimetria, o ganho do canal é unitário. Com isso é possível obter a amplitude correta dos valores de entrada do sistema desconhecido.

A Transformada de Fourier pode ser utilizada como ferramenta para calibração. Com os pesos do filtro encontrados, aplicando-se a Transformada de Fourier e invertendo algebricamente sua resposta no domínio da frequência, teremos no domínio da frequência a resposta do sistema LTI, assim obtém-se uma aproximação da resposta do canal, fazendo a sua identificação e posteriormente a sua calibração. Este procedimento é mostrado na Equação 5.16:

$$|H(e^{j\omega})| = \frac{1}{|\hat{W}(e^{j\omega})|}. \quad (5.16)$$

Assim, ao realizar a Transformada inversa de Fourier em $|H(e^{j\omega})|$ obtemos $h[n]$, que ao ser normalizado em função de seu valor máximo, estabelecendo o mesmo igual a 1, permite que obtenhamos a resposta do sistema LTI normalizada. Com esta resposta e os coeficientes do filtro encontrados podemos utilizar a convolução de $h[n]$ com $w[n]$. O resultado ideal desta convolução seria um impulso normalizado de amplitude unitária. Entretanto, se o sistema não estiver calibrado, obtemos um valor constante, tal constante obtida é a constante de calibração para a saída do equalizador cego.

Em termos práticos, este procedimento consiste em: (i) utilizar a resposta do calorímetro recuperada obtida pela Transformada de Fourier, após a oscilação dos pesos do filtro diminuir, conforme é mostrado na Seção 6.5.3; (ii) normalizar a resposta recuperada; (iii) usar, então, o fator de normalização para calibrar o filtro.

5.5 CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo revisou a teoria de filtros adaptativos, com ênfase nos algoritmos de equalização não supervisionados. Como visto, a estrutura de algoritmos adaptativos, depende de um critério, o conhecimento da resposta do canal ou pares ordenados de entradas e saídas. Entretanto, em certas aplicações, nem sempre é possível ter a disponibilidade desses parâmetros. Assim, em tais situações, na busca de uma solução para este problema, torna-se necessário o uso de algoritmos não supervisionados de equalização. Os algoritmos não supervisionados, são uma ferramenta útil, que dependem de algumas informações do sinal. Na técnica Bussgang, por exemplo, os algoritmos dependem de informações estatísticas do sinal a ser equalizado. Nesta técnica, o ruído de uma convolução imperfeita associada ao modelo de sinal adotado, permite, por meio de um estimador não-linear e sem memória, que seja computado um erro para ajuste dos coeficientes do filtro interno ao equalizador. Todavia, o projeto do estimador nem sempre é simples. Assim, a técnica proposta neste trabalho, que visa substituir o estimador por uma função baseada na informação sobre a esparsidade do sinal, foi estabelecida como uma alternativa para equalização de canais, extinguindo a necessidade de projeto do equalizador e informações estatísticas do sinal a ser equalizado.

6 RESULTADOS

Neste capítulo, os algoritmos Bussgang-Sparse e o de deconvolução por representação esparsa serão avaliados comparando-os com os algoritmos de deconvolução baseados em filtro FIR. O sistema de seleção de eventos e aquisição de dados do detector ATLAS recebe amostras da sua eletrônica de leitura à taxa de 40 MHz. No TileCal, por exemplo, a cada 25 ns são produzidos 1,7 Mb de informação, pela leitura paralela de todas as células. Assim, o fluxo de dados no L1 é de 60 TB/s (ABOLINS, 2008). Atualmente, há a possibilidade dos dados começarem a ser armazenados apenas após o processamento realizado no L1, que são amostras já recortadas selecionadas pelo L1. Portanto, para se obter dados reais para validação dos algoritmos teriam que ser realizadas modificações no *hardware* e tentar coletar amostras de algumas células em específico. Ainda não há uma simulação oficial do ATLAS para estes dados, os dados da simulação disponibilizada pelo ATLAS são referentes as amostras também recortadas.

Portanto, para a avaliação dos algoritmos no ambiente *free-running* foi utilizada uma *Toy Monte Carlo Simulation* (CHAPMAN, 2011) a qual, neste caso, simula sinais com características de empilhamento similares aos que são encontrados em calorímetros modernos, mais especificamente, nos calorímetros Eletromagnético e Hadrônico do ATLAS. Uma segunda análise, utilizando o ruído de dados reais recortados do segundo nível de seleção do TileCal, também foi realizada. Mais detalhes dessa segunda análise são encontrados na Seção 6.6.

O objetivo deste capítulo é avaliar o desempenho da proposta de deconvolução por esparsidade e verificar se os coeficientes dos filtros cegos convergem, as técnicas baseadas em filtro FIR supervisionados servirão de referencia. Assim, as seções iniciais contemplam o ambiente de simulação, a medida de erro adotada e o projeto dos filtros utilizados em comparações com as técnicas propostas. Ao longo deste capítulo discussões sobre os resultados serão realizadas.

6.1 BANCO DE DADOS DAS SIMULAÇÕES

O conjunto de dados utilizado produz um sinal em que é possível variar dois aspectos fundamentais: (i) a ocupância e (ii) a relação sinal-ruído.

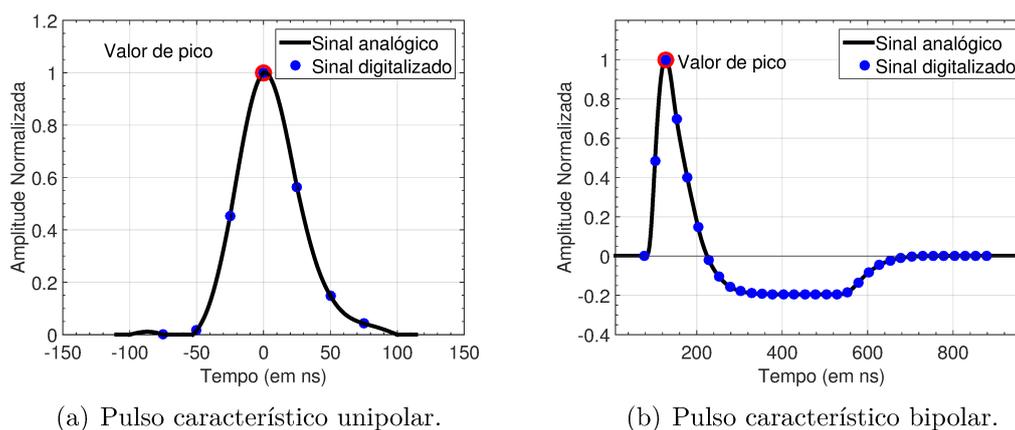
Foram considerados os dois tipos de pulsos característicos encontrados nos calorímetros do ATLAS. Um pulso unipolar (PERALVA, 2013), que se assemelha à resposta do calorímetro TileCal, e um pulso bipolar (XU; GONG; CHIU, 2014) similar ao encontrado no calorímetro eletromagnético. Assim, além da relação sinal-ruído e da ocupância, os dados nas simulações podem variar também quanto ao pulso característico utilizado. Entretanto, algumas características são comuns aos bancos de dados considerados, tais como a distribuição na qual é realizado um sorteio da

amplitude dos pulsos característicos e a natureza do ruído, que é Gaussiana. A maneira como é realizada a geração dos dados será explicada em mais detalhes nas próximas seções.

6.1.1 Os canais de leitura e o desvio de fase

Os pulsos característicos unipolar e bipolar considerados como resposta dos canais de leitura são representados na Figura 30. A Figura 31 (a) representa a resposta do TileCal com pulso unipolar de duração de 150 ns e digitalizada à 40 MHz , resultando em um total de 7 amostras. Já a Figura 31 (b) exhibe a resposta do calorímetro eletromagnético com pulso bipolar com duração de 825 ns , também digitalizado à 40 MHz , resultando em 33 amostras utilizadas.

Figura 30 – Respostas ao impulso consideradas na *Toy Monte Carlo Simulation*.



Fonte: Do autor.

Uma característica comum nos canais de leitura de experimentos que operam a altas taxas é a presença de erros de sincronismo na digitalização causados por diferentes tempos de voo (*time of flight*) das partículas. Para tornar mais realistas as simulações, a questão da existência de desvios de fase aleatórios também foi considerada. Um desvio de fase numa faixa de $\pm 1\text{ ns}$ foi estabelecido para cada pulso e, posteriormente, sorteado numa distribuição uniforme, que simula o desvio de fase.

6.1.2 Geração do banco de dados para as simulações

Em resumo, o banco de dados utilizado nas simulações deste trabalho é gerado segundo os passos descritos abaixo:

- N amostras consecutivas de ruído branco e gaussiano são geradas, representando um ruído proveniente da eletrônica. A Figura 32 (a) exemplifica esta etapa.

- Baseando-se na ocupância desejada, é realizado um sorteio de posições, os BC onde ocorreram as deposições de energia. Por exemplo, na Figura 32 (b) uma ocupância de 20 % é ilustrada: significa que, em 100 colisões, em média, a célula em questão foi sensibilizada em 20 das 100 colisões. Nesta figura, o BC com valor 1 representa uma que a célula foi sensibilizada no BC e com valor 0, que não houve sua sensibilização no BC;
- Um sorteio de amplitudes (valor de energia depositada na célula em determinada colisão) é realizado, para cada ocorrência de deposição de energia. O sorteio de cada amplitude é realizado em uma distribuição exponencial cujo o valor médio é de 30 unidades de conversão do ADC. Este valor foi retirado de um *fitting* exponencial feito em distribuições de *pileup* de simulações de Monte Carlo do ATLAS. Assim, a média da distribuição influencia diretamente na relação sinal-ruído. Deste modo, ela é fixada e, para diferentes valores da relação sinal-ruído, é modificada a variância do ruído aditivo Gaussiano. A Figura 32 (c) mostra o resultado desta etapa, em que os valores sorteados são posicionados no resultado da etapa anterior. Nas simulações, um vetor similar ao exibido nesta figura é utilizado como sinal alvo, $a[n]$ (com valores corretos de amplitude de energia).
- Sorteada a amplitude de energia e os BC em que a célula recebeu a deposição de energia, é realizado um sorteio para a simulação do desvio de fase do pulso a ser gerado, utilizando uma distribuição uniforme entre $\pm 5ns$, como mostrado na Seção 6.1.1.
- Por fim, pulsos característicos com as respectivas energias e desvio de fase são sobrepostos, com suas amostras centrais localizadas nos BCs sorteados, gerando o sinal que simula a saída do calorímetro, $y[n]$. A Figura 32 (d) ilustra este sinal, para o pulso de formato unipolar.

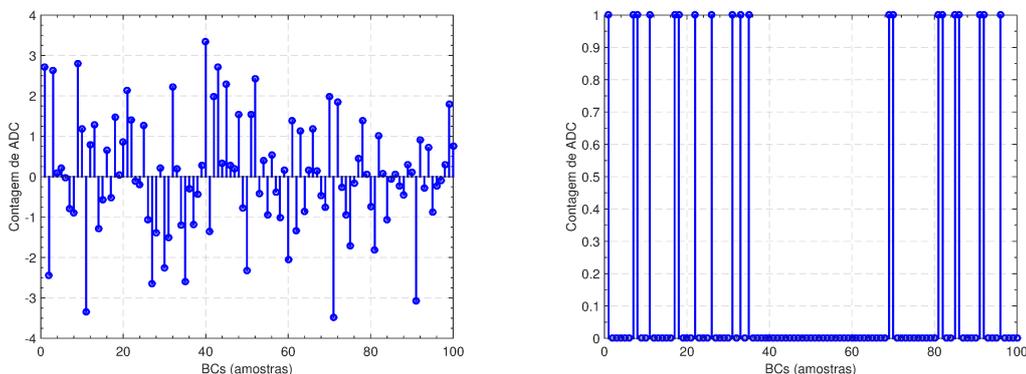
6.2 MEDIDA DE ERRO ADOTADA

A medida de erro adotada nas análises foi a Raiz do Valor Quadrático Médio (do inglês, *Root-Mean-Square*) (RMS) entre o valor alvo e o estimado. O valor médio quadrático revela a dispersão, acrescentando a informação da tendência na medida de erro. A Equação 6.1 exhibe a definição desta grandeza.

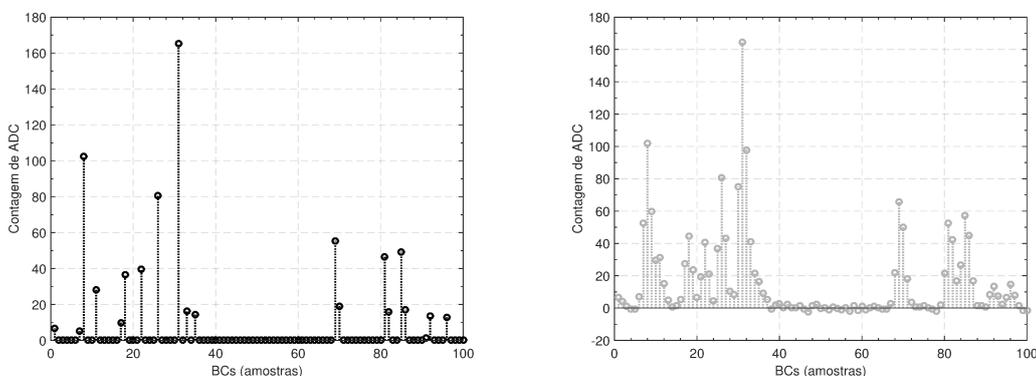
$$RMS = \left(\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} |e_k|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6.1)$$

onde e_k é o erro entre o valor estimado $\hat{a}[n]$ e o valor alvo $a[n]$.

Figura 31 – Geração do sinal da *Toy Monte Carlo Simulation*.



(a) Exemplo de 100 amostras de ruído sorteadas. (b) Sorteio de posições para uma ocupância de 20%.



(c) Sorteio de amplitudes de energia depositadas nas posições sorteadas. (d) Sinal simulado da saída do calorímetro unipolar.

Fonte: Do autor.

6.3 PROJETOS USUAIS DE FILTROS FIR DE DECONVOLUÇÃO

Em um projeto de filtro FIR, a ordem fixada deve ser grande o suficiente para acomodar os coeficientes não nulos do filtro projetado, caso contrário a eficiência da estimação poderá ficar comprometida. Projetos de filtros FIR de deconvolução já foram revisados anteriormente em trabalhos, tais como (DUARTE, 2015) e (DUARTE, 2016). Portanto, apesar de serem importantes, questões como a escolha da ordem do filtro não serão abordadas aqui. A ordem dos filtros será fixada em 24 e 68 para as respostas os respectivos formatos de pulso, unipolar e bipolar. Os trabalhos propostos serão comparados com esta ordem de filtro.

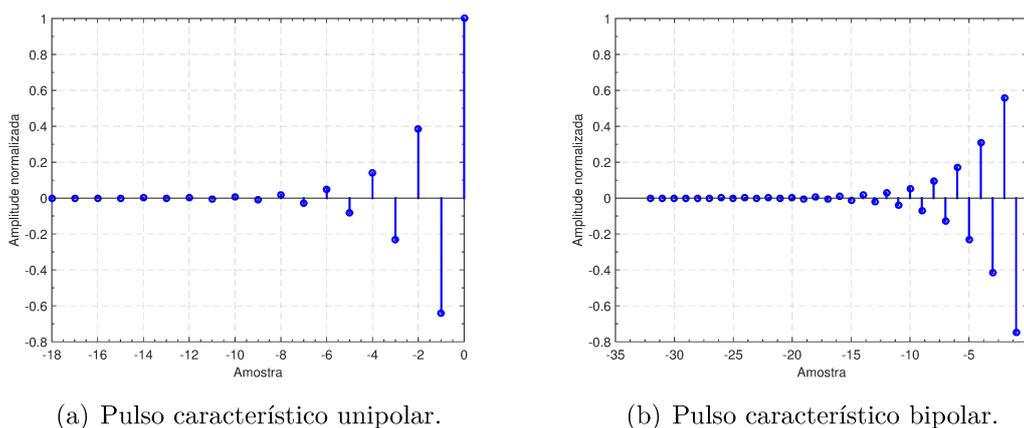
6.3.1 Projeto filtro FIR por aproximação do sistema inverso

Este projeto é baseado exclusivamente nas amostras da resposta ao impulso do calorímetro, sendo portanto, fortemente dependente delas. Esta técnica consiste em realizar a deconvolução de um sistema a partir de seu sistema inverso, conforme

mostrado no Capítulo 3.

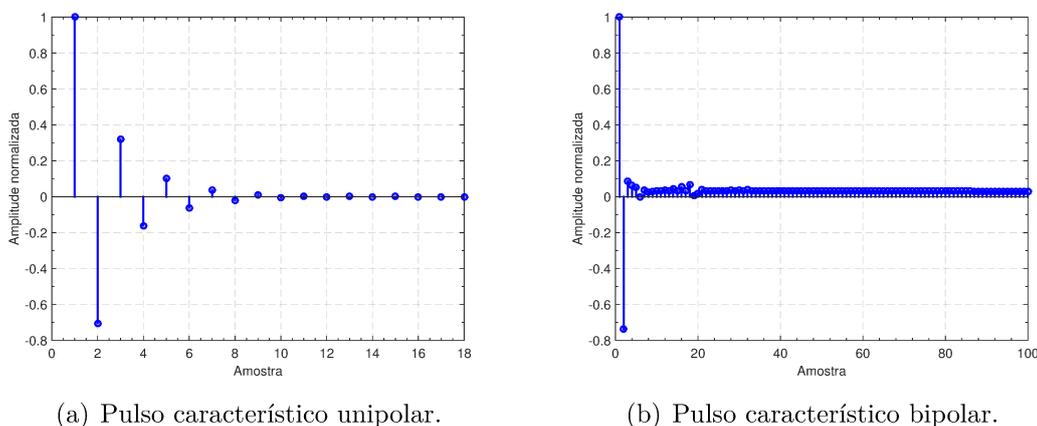
O sistema de cada calorímetro é caracterizado por sua respectiva resposta ao impulso, obtida a partir do sinal de referencia digitalizado, conforme é mostrado na Figura 30. Ao analisar os pólos e zeros do sistema (calorímetro em questão), dependendo de sua resposta, este sistema é separado em duas partes $W_{01}(z)$ e $W_{02}(z)$ respeitando a equação $W_0(z) = W_{01}(z) \cdot W_{02}(z)$, de modo que se tenha, respectivamente, um filtro instável $W_{01}(z)$ e outro estável $W_{02}(z)$. A partir daí, inverte-se a região de convergência do filtro causal instável, $W_{01}(z)$, tornando-o estável, porém, não-causal, como é mostrado na Figura 32 para cada pulso característico. As respostas dos filtros IIR $W'_{01}(z)$ e $W_{02}(z)$ são truncadas com o intuito de produzir filtros FIR de resposta aproximada, resultando em $w'_{01}[n]$ e $w'_{02}[n]$. As respostas truncadas de $g'_{02}[n]$ são exibidas para cada pulso na Figura 33.

Figura 32 – Respostas ao impulso de $g'_{01}[n]$ após a inversão de sua região de convergência.



Fonte: Do autor.

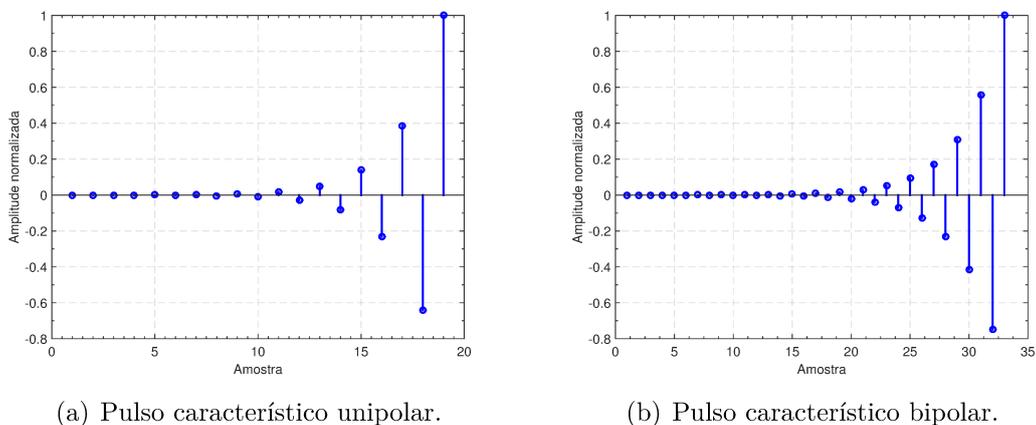
Figura 33 – Respostas truncadas de $w'_{02}[n]$ (parte estável do filtro).



Fonte: Do autor.

Pelo fato de $w'_{01}[n]$ ser não-causal, ao atrasar a sua resposta, ele se torna um sistema causal, gerando $w''_{01}[n]$, como é exibido na Figura 34.

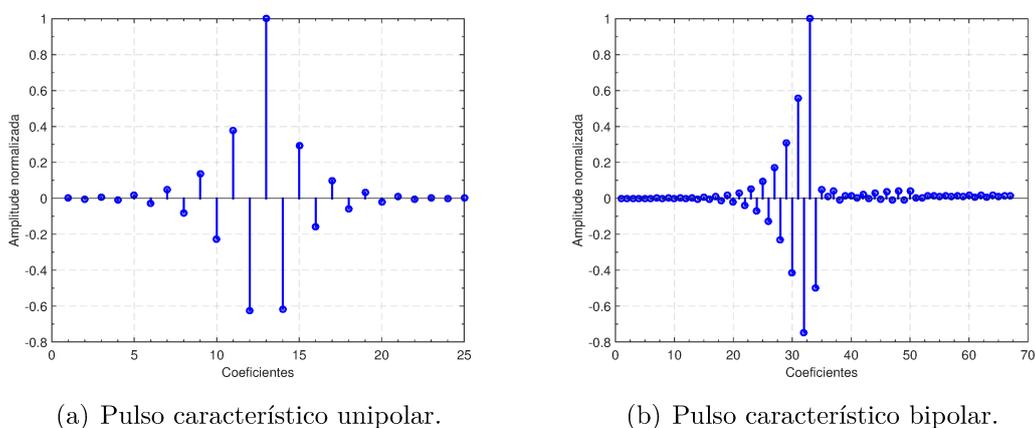
Figura 34 – Respostas ao impulso de $g'_{01}[n]$ atrasadas para tornar o sistema causal.



Fonte: Do autor.

Ao realizar a convolução da resposta ao impulso dos filtros $W'_{01}(z)$ e $W'_{02}(z)$, tem-se um filtro FIR $w[n]$ que é ilustrado na Figura 35 para cada pulso considerado. O filtro $w[n]$ é uma aproximação de $W_0(z)$ e realiza a deconvolução do canal $y[n]$ recuperando a estimação da amplitude da energia, porém com um atraso de resposta para tornar o filtro causal. Assim, a ordem do filtro foi escolhida de forma que um aumento na ordem não represente um ganho significativo de eficiência conforme pode ser visto no trabalho (DUARTE, 2015).

Figura 35 – Coeficientes do filtro FIR de deconvolução projetado por meio da aproximação ao sistema inverso para cada tipo de pulso.



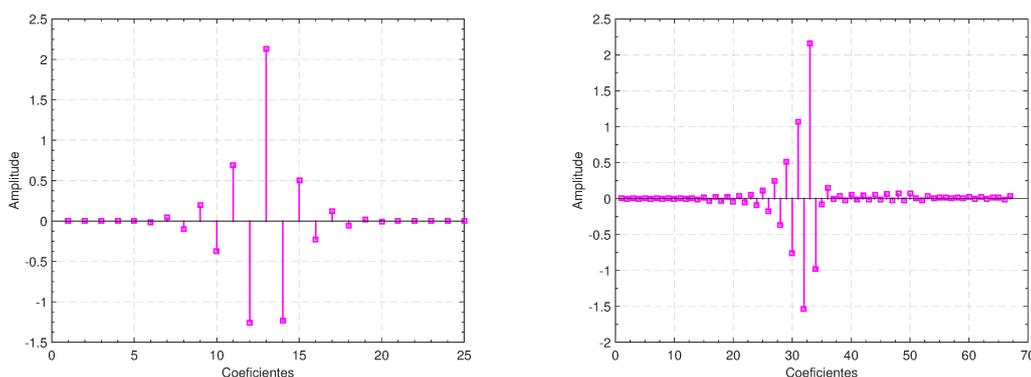
Fonte: Do autor.

6.3.2 Projeto filtro FIR por equalização estocástica

Este projeto, conforme explicado no Capítulo 3, precisa de um conjunto de amostras, em pares ordenados $\{y[n], a[n]\}$, de entrada e saída para o ajuste dos pesos do filtro FIR de deconvolução. O valor de energia correto, a , é utilizado como valor desejado e os valores correspondentes da saída do calorímetro, pertencentes ao vetor \mathbf{y} , são utilizados para montagem da matriz de observação dos dados do sistema a ser estimado (filtro FIR de deconvolução).

Utilizando de 50.000 pares ordenados para o projeto, em um conjunto de dados com ocupância fixada em 30%, relação sinal-ruído de aproximadamente 28 dB, os coeficientes do filtro podem ser encontrados para cada tipo de pulso conforme é mostrado na Figura 36.

Figura 36 – Coeficientes do filtro FIR de deconvolução projetados a partir da técnica de equalização estocástica.



(a) Para pulso característico unipolar.

(b) Para pulso característico bipolar.

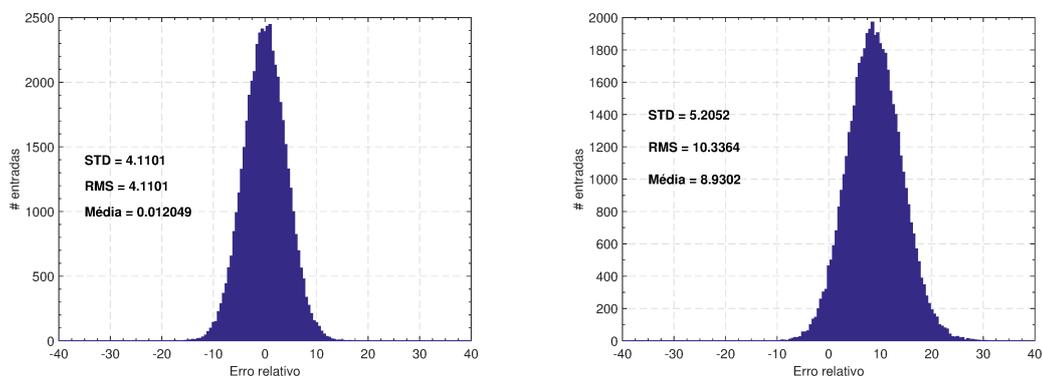
Fonte: Do autor.

Após o projeto dos filtros, um novo conjunto de dados para análise contendo 100.000 amostras com as mesmas condições de ocupância e relação sinal-ruído de projeto foi utilizado para avaliar o erro entre os valores corretos de energia e a estimada. A Figura 37 mostra a distribuição do erro para cada tipo de pulso.

Como pode ser verificado na distribuição do erro da estimação de energia para o pulso bipolar, a distribuição indica que os dados possuem uma média centrada em aproximadamente 9 contagens de ADC. Como visto no Capítulo 3, para sinais com esta característica, pode-se utilizar a solução da Equação 3.22, que leva em consideração uma tendência em sua última componente.

Ao utilizar a Equação 3.22, a média do erro é corrigida, melhorando o desempenho do estimador em relação à medida de erro pelo RMS, como pode ser verificado na Figura 38. O *bias*, portanto, é de suma importância na estimação envolvendo pulsos

Figura 37 – Distribuição do erro de estimação para cada tipo de pulso, utilizando os pesos projetados que são mostrados na Figura 36.

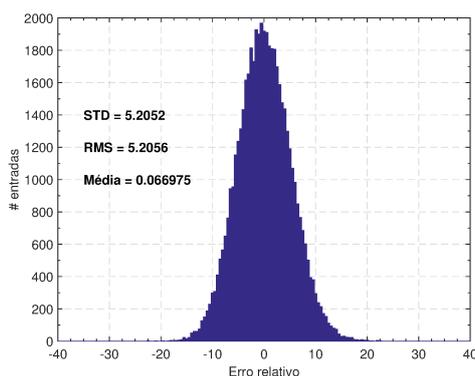


(a) Para pulso característico unipolar.

(b) Para pulso característico bipolar.

Fonte: Do autor.

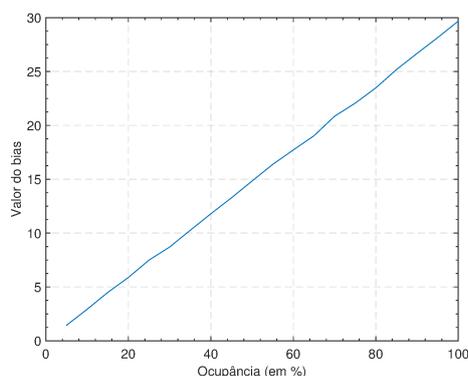
Figura 38 – Distribuição do erro de estimação para o pulso bipolar após a correção do *bias*.



Fonte: Do autor.

bipolares. Além disso, como é mostrado na Figura 39, os valores do *bias* variam de acordo com a ocupância do sinal reforçando sua importância na correção da estimação.

Figura 39 – Variação dos valores do *bias* em função da ocupância para o pulso bipolar.



Fonte: Do autor.

É importante frisar que, conhecendo-se o *bias* a priori, o mesmo não precisa ser incluído no projeto do filtro. Porém, para o método cego proposto, o mesmo deve ser capaz de adaptar-se dinamicamente.

6.4 AVALIAÇÃO DA REPRESENTAÇÃO ESPARSA

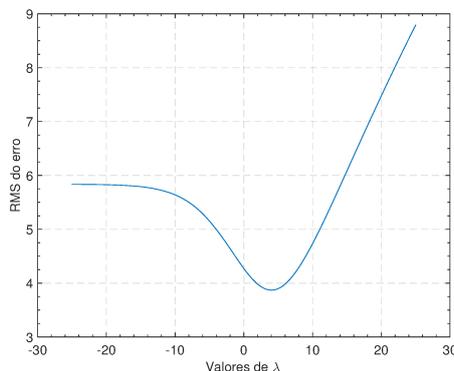
A representação esparsa proposta no Capítulo 4 também foi testada por meio de simulações. Para projetar o filtro FIR, utilizou-se uma matriz de convolução \mathbf{H} formada pelas amostras do pulso característico $h[n]$, de modo que cada coluna da matriz \mathbf{H} irá receber, de acordo com a ordem do filtro a ser projetado, as amostras do pulso característico completadas com zeros e deslocadas, de uma coluna para outra.

Seguindo os passos do algoritmo, fazendo $\mathbf{W} \approx \mathbf{H}^+ = (\mathbf{H}\mathbf{H}^T)^{-1}\mathbf{H}$, conforme a Equação 4.8, pode ser obtida a k -ésima linha da matriz \mathbf{W} a qual pode ser interpretada como um filtro FIR, como visto na Equação 4.13. O valor de k escolhido foi o da linha central da matriz de forma a melhor comparar este método com os filtros FIR projetados anteriormente, uma vez que verificou-se o mesmo atraso quando estas linhas são utilizadas. Já os parâmetros referentes a não linearidade da função Shrinkage foram obtidos experimentalmente, como é mostrado em mais detalhes na próxima subseção.

6.4.1 Obtenção experimental do λ

As primeiras análises realizadas foram no sentido da obtenção experimental dos melhores parâmetros λ para cada tipo de pulso de referência. Como é visto na Figura 40, para o pulso unipolar, existe um λ que proporciona um menor erro.

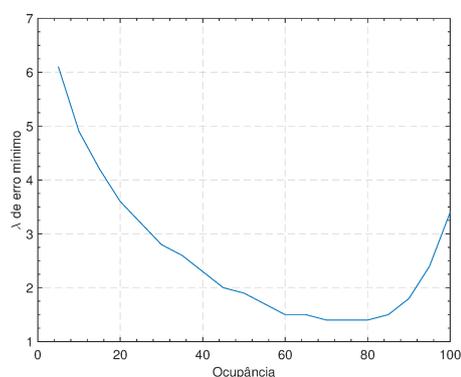
Figura 40 – Variação do RMS do erro para cada λ para uma ocupância de 30%.



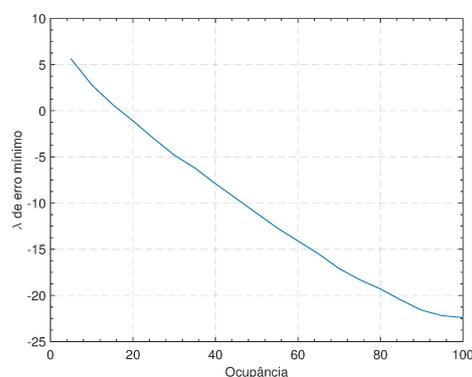
Fonte: Do autor.

Deste modo, as Figuras 42 (a) e 42 (b) trazem gráficos referentes a uma varredura em diferentes ocupâncias obtendo os valores de erro mínimo de λ , para os respectivos pulsos.

Figura 41 – Valores mínimo de RMS do erro em função da variação do λ e da ocupância



(a) Pulso característico unipolar.



(b) Pulso característico bipolar.

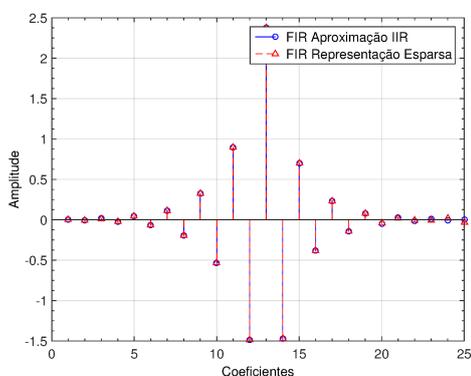
Fonte: Do autor.

Pelos gráficos, verifica-se que para pulsos unipolares, o λ encontra-se em uma faixa de valores entre 2 e 5, enquanto para pulsos bipolares em uma faixa entre $-22,5$ e $6,8$. Após a verificação da variação dos valores de λ , o ajuste deste parâmetro se deu pelos valores de λ que proporcionaram os menores erros.

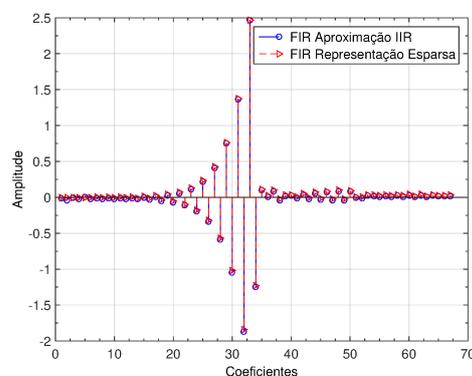
6.4.2 Comparação entre Representação esparsa e FIR por aproximação do sistema inverso

Um fato interessante, decorrente dos resultados apresentados é que o filtro FIR projetado implícito na Equação 4.13, converge para os mesmos pesos do filtro FIR projetado por aproximação do sistema inverso visto na Seção 6.3.1. Como pode ser observado nas Fig. 43 (a) e 43 (b) os coeficientes convergem para os mesmos valores.

Figura 42 – Comparação entre os pesos do filtro FIR obtido em cada técnica.



(a) Para o pulso unipolar.



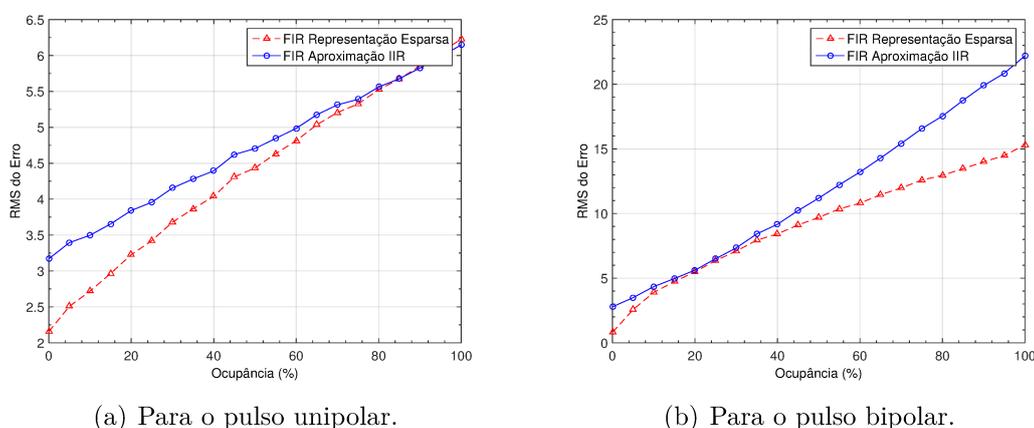
(b) Para o pulso bipolar.

Fonte: Do autor.

Apesar da semelhança, estas técnicas utilizam meios completamente diferentes para obter os pesos de seus filtros. A técnica de aproximação do sistema inverso obtém os pesos do filtro FIR por meio da aproximação de um filtro IIR, enquanto a técnica de representação esparsa faz o uso da pseudo inversa da matriz de convolução para se chegar nos pesos de seu filtro.

Todavia, ao se comparar a técnica de representação esparsa com a por aproximação do filtro IIR em relação ao desempenho em variadas ocupâncias, a técnica esparsa tem um melhor desempenho, como é mostrado na Figura 43.

Figura 43 – Comparação entre a representação esparsa e a técnica de aproximação do sistema inverso em função da ocupância e relação sinal ruído em aproximadamente 28 dB.



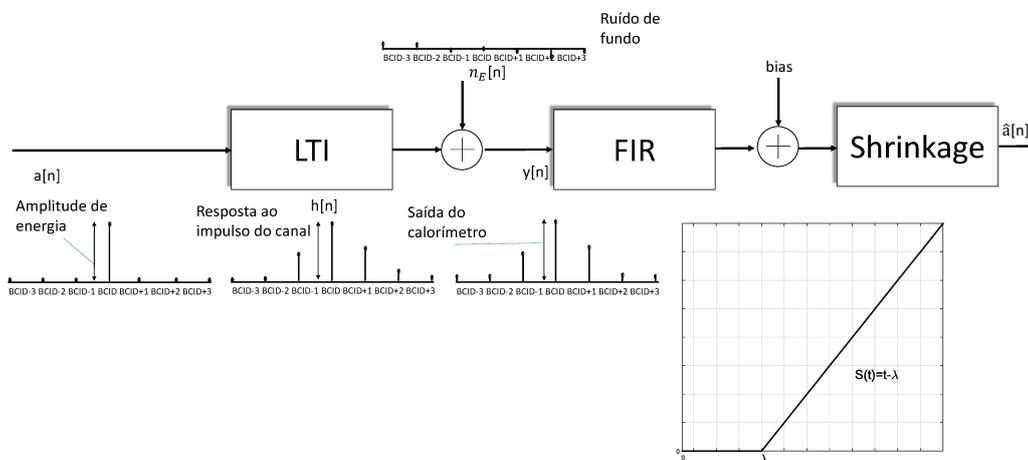
Fonte: Do autor.

Como os filtros FIR projetados são semelhantes, a diferença de desempenho está ligada ao uso da não linearidade da função Shrinkage após o filtro FIR na representação esparsa. Este fato demonstra que a função Shrinkage tem papel fundamental na melhoria do desempenho na estimação de energia.

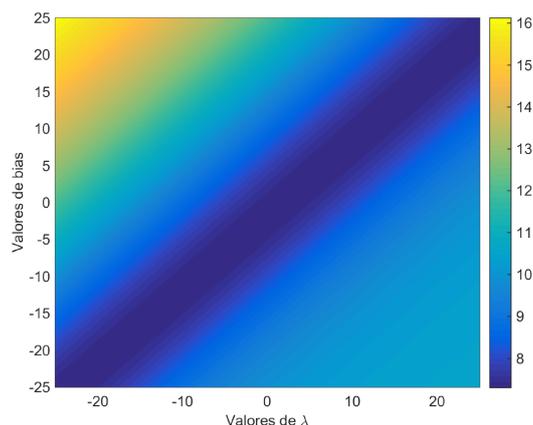
6.4.3 Proposta de inclusão de bias para fixação do λ

Um parâmetro importante a ser ajustado, como visto nas seções anteriores, são os valores de λ , os quais são obtidos experimentalmente. Este fato faz com que o método seja dependente do ajuste deste parâmetro para produzir uma melhora no desempenho. Uma maneira de fixar o λ em um determinado valor é utilizar um valor de *bias* após a saída do filtro FIR. Assim, mesmo com o λ fixo em um valor arbitrário, com o *bias* adicionado à saída do filtro FIR é possível chegar em regiões onde o erro é mínimo. A Figura 44 mostra o modelo da representação esparsa com a inclusão de um *bias*.

Fixando a ocupância em 30%, a Figura 45, mostra uma varredura nos valores de λ e nos valores de *bias*.

Figura 44 – Modelo da proposta de inclusão do *bias*.

Fonte: Do autor.

Figura 45 – Variação do RMS do erro em função do *bias* e valores de λ .

Fonte: Do autor.

Como mostra a Figura 45, existe uma relação linear entre o valor do λ e o valor do *bias*. Para cada valor de λ fixado existem valores de *bias* onde pode-se chegar a erros mais baixos. Cenários similares a este ocorrem para outras ocupâncias. O valor do *bias*, neste caso, é também obtido experimentalmente, retrocedendo ao problema inicial de se encontrar um melhor parâmetro para o algoritmo. Entretanto, mudando o problema para a busca de um *bias* ideal ao invés de um λ , torna-se factível o ajuste do *bias* de maneira automática para compensar o valor de λ .

6.5 AVALIAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO: A DECONVOLUÇÃO CEGA BUSSGANG-SPARSE

O tema central deste trabalho é a proposta de modificação do método Bussgang, sugerindo a troca de seus tradicionais estimadores sem memória (baseados em informações estatísticas) pelo uso de uma função que visa um sinal mais esparso. Como o desempenho dos filtros FIR já são conhecidos em regime permanente, o objetivo principal, portanto, é verificar a convergência do método de Bussgang para os pesos do filtro FIR. Para isto, utilizou-se como valores de referência os pesos obtidos com o método FIR por equalização estocástica no qual tem uma estrutura que inclui, em seu projeto, informações estocásticas do canal.

Antes de analisar, de fato, a convergência do método, um teste para avaliar se a função de Shrinkage é um processo de Bussgang foi realizado.

6.5.1 Teste da função Shrinkage

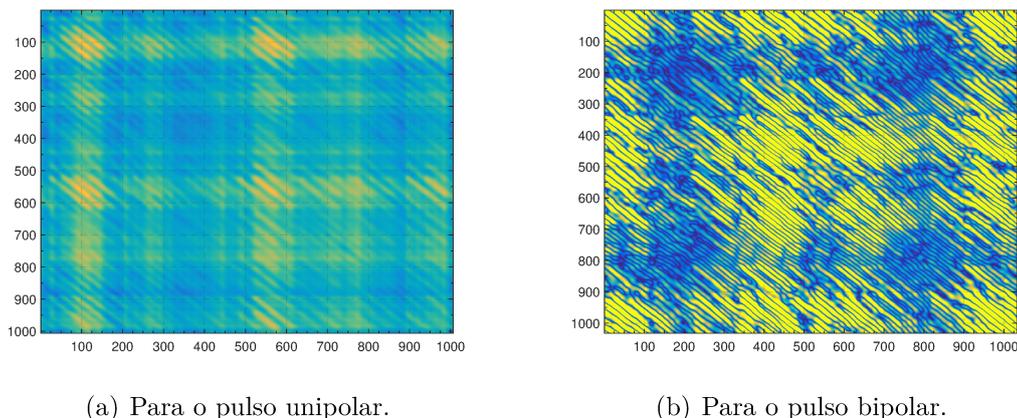
O método proposto de equalização cega é baseado no conhecimento especializado de que o sinal equalizado é sempre mais esparso do que o sinal que precede a equalização. Entretanto, este método proposto utiliza a estrutura do algoritmo de Bussgang para atualização dos pesos do filtro. Embora a função Shrinkage não seja proveniente da estatística dos dados, ao utilizar a estrutura de Bussgang, é preciso verificar se ela atende ao requisito de ser um processo de Bussgang. Uma maneira simples de realizar esta verificação é observando o resultado da Equação 5.15. Segundo esta equação, a matriz de autocorrelação dos dados deve ser proporcional à matriz de correlação cruzada dos dados com os mesmos aplicados à função. Para cada tipo de pulso esta verificação foi realizada. A Figura 46 mostra o resultado da matriz de autocorrelação dos dados para cada tipo de pulso. Já a Figura 47 exibe o resultado matriz de correlação cruzada dos dados com os dados aplicados à função Shrinkage para os respectivos pulsos.

Pelas Figuras 46 e 47 é possível perceber uma semelhança entre as matrizes de autocorrelação e a de correlação cruzada.

6.5.2 A inicialização do algoritmo Bussgang-Sparse

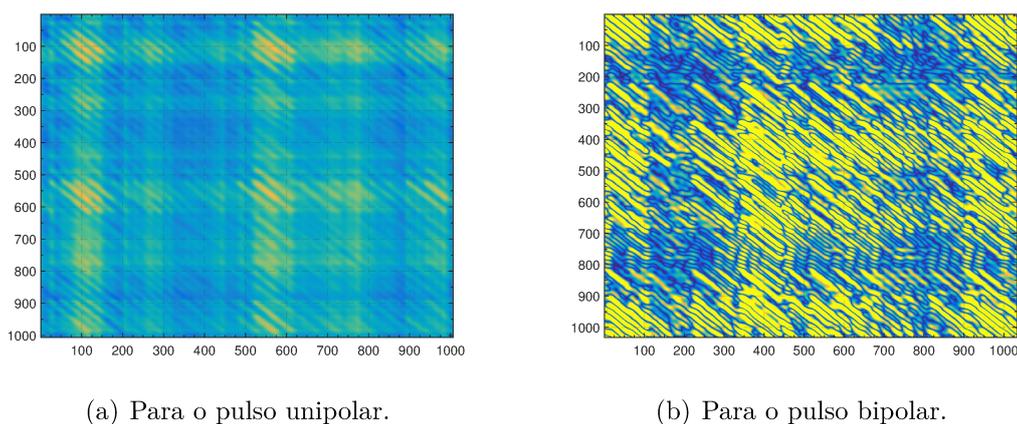
Um ajuste importante para convergência do algoritmo é a sua inicialização. Geralmente, inicia-se o filtro com um vetor de componentes nulas as quais vão se adaptando a cada nova amostra. Porém, dependendo da inicialização, o algoritmo de deconvolução cega pode convergir para diversos filtros que produzem diferentes atrasos em sua resposta ou até podem divergir. Assim, para evitar esta situação, deve-se escolher uma posição dentre as componentes do filtro FIR correspondente ao atraso desejado da resposta do filtro. Uma vez escolhido o atraso desejado, atribui-se a componente do

Figura 46 – Gráfico 2D para matriz de autocorrelação dos dados.



Fonte: Do autor.

Figura 47 – Gráfico 2D para matriz de correlação cruzada dos dados com os mesmos aplicados à função Shrinkage.



Fonte: Do autor.

filtro escolhida o valor unitário, assim ela tenderá a ter maior intensidade em relação as demais mantendo o atraso constante escolhido *a priori*.

Como neste algoritmo não conhecemos a resposta do canal, para melhor aproveitamento, a escolha da amostra central com maior intensidade faz com que se obtenha um número maior de componentes não nulas no filtro produzido.

6.5.3 Comparação entre Equalização Estocástica e a técnica de Equalização cega

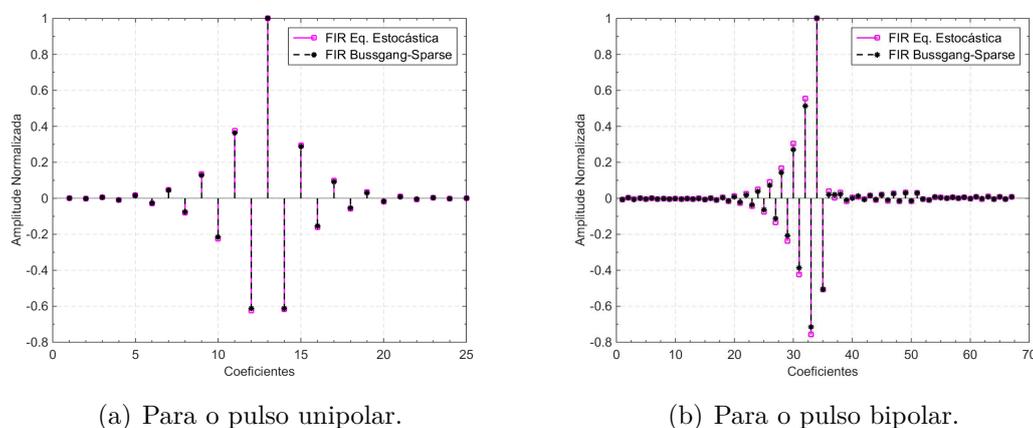
A técnica Busgang-Sparse foi avaliada, inicialmente por meio de simulações que utilizaram o RLS como algoritmo de adaptação, o LMS não foi avaliado devido a lenta velocidade de convergência.

Dentre as técnicas revisadas neste trabalho, a técnica por equalização estocástica, em termos de características consideradas para a modelagem do canal, é a que mais se assemelha à técnica de equalização cega, pois a partir de amostras oriundas do canal e fazendo o uso de sinais desejados para cada uma destas amostras, esta técnica estima os coeficientes do filtro FIR. Ou seja, todas as informações presentes no canal, tais como ocupância, quantidade de ruído e formato do pulso, são utilizadas para ajuste dos pesos do filtro. Este também é o propósito da técnica de equalização cega, porém sem fazer o uso de um sinal desejado. Deste modo, o filtro FIR projetado por equalização estocástica foi utilizado como referência nas comparações com a técnica cega.

Dois casos foram avaliados. No primeiro, foi utilizado um sinal com ocupância de 1% e sem a presença de ruído. Já no segundo caso, foi considerado um cenário mais crítico, em relação ao primeiro, com ocupância fixada em 30% e 28 dB para o pulso unipolar de relação sinal-ruído e 30 dB para o pulso bipolar, além de desvio de fase de ± 1 ns para ambos os pulsos.

Para o primeiro caso, a Figura 48 compara os pesos obtidos por meio de cada técnica para cada tipo de pulso.

Figura 48 – Comparação entre os coeficientes finais obtidos pelo método Busgang-Sparse e o de Equalização estocástica para um cenário de ocupância em 1% sem ruído.



(a) Para o pulso unipolar.

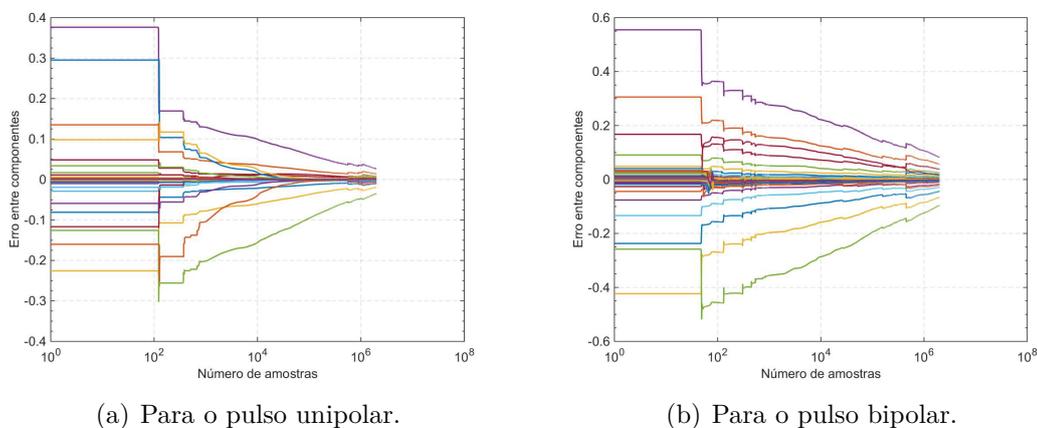
(b) Para o pulso bipolar.

Fonte: Do autor.

Pela Figura 48 é possível perceber a semelhança entre os pesos obtidos. Para se chegar nestes pesos foram necessárias aproximadamente 2 milhões de amostras, como pode ser visto na Figura 49. Nesta figura é mostrada a subtração entre os pesos do filtro obtido a cada iteração e os pesos considerados como alvo. É possível observar que esta subtração tende a zero. Além disso, como pode ser percebido pela característica assintótica do gráfico para o pulso bipolar, são necessárias mais iterações para alcançar o erro mínimo.

O resultado da análise para um caso mais crítico é mostrado na Figura 50. Neste

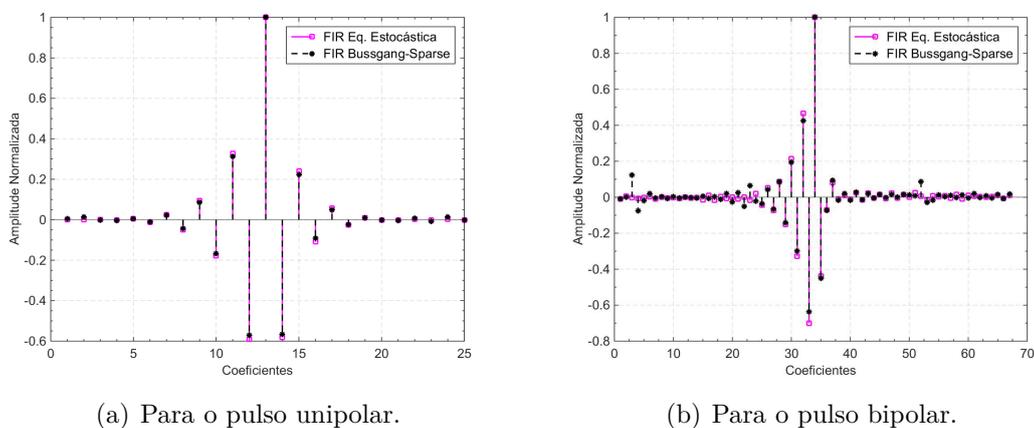
Figura 49 – Evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra para o cenário de ocupância em 1% sem ruído.



Fonte: Do autor.

caso, com 2 milhões de iterações, é possível verificar que os pesos ideais ainda não foram alcançados. Porém, mais uma vez é percebida a característica assintótica, mostrando que mais iterações são necessárias.

Figura 50 – Comparação entre os coeficientes obtidos pelo método Busgang-Sparse e o de Equalização estocástica para um cenário de ocupância em 30% e com ruído.

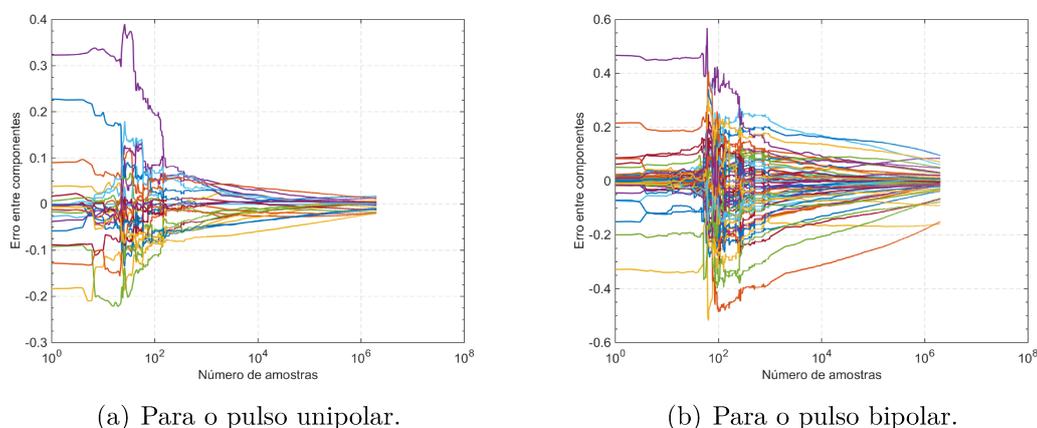


Fonte: Do autor.

6.5.4 Recuperação do pulso característico do canal

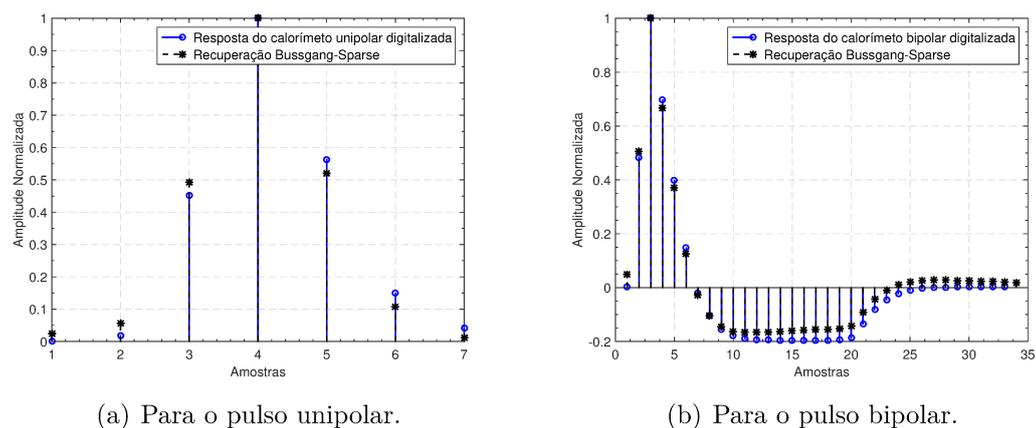
Após a convergência, utilizando a Transformada de Fourier, é possível realizar a recuperação da resposta do canal. Para cada caso considerado na seção anterior, o pulso característico do canal foi recuperado e comparado com a resposta real do canal. A Figura 52 mostra a recuperação da resposta do canal sob as condições de 1% de ocupância e sem outros ruídos.

Figura 51 – Evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra para o cenário de ocupância em 30% e com ruído.



Fonte: Do autor.

Figura 52 – Recuperação do pulso característico para o cenário sem ruído.



Fonte: Do autor.

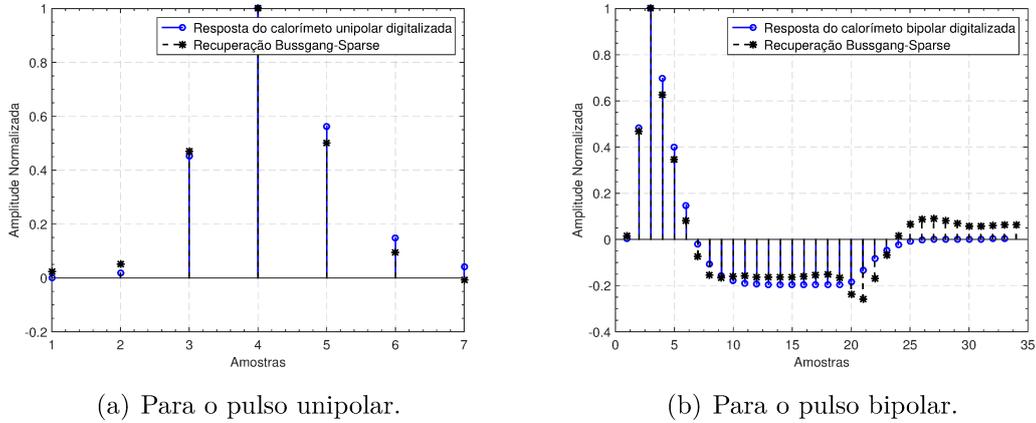
Já na Figura 53, a recuperação foi realizada por meio de um canal com ocupância fixada em 30 % e relação sinal ruído de 28 dB e desvio de fase.

Como pode ser observado, foi possível caracterizar o canal em um cenário com *pileup* e ruído. De fato, neste caso, devido ao desvio de fase, o canal não deverá coincidir exatamente com a resposta do calorímetro.

6.6 ANÁLISES UTILIZANDO DADO REAL DO TILECAL

Embora ainda não existam simulações oficiais do ATLAS ou dado real coletado para o ambiente *free-running*, é possível obter dados reais no segundo nível de seleção de eventos *online* para o TileCal. No TileCal, os dados obtidos no segundo nível de seleção de eventos *online* são formados por um recorte de sete amostras do sinal *free-running*

Figura 53 – Recuperação do pulso característico para o cenário de ocupância fixada em 30% e adição de ruído.



Fonte: Do autor.

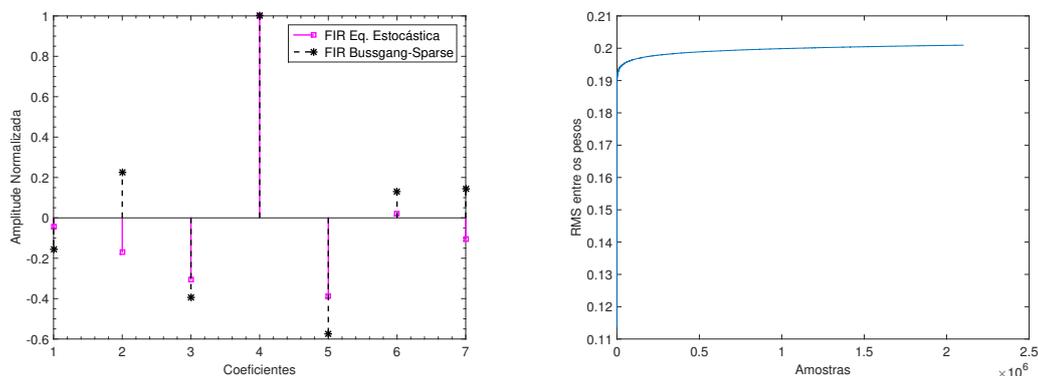
após a detecção da presença de sinal na célula realizada pelo L1. Portanto, como referência foi utilizado um filtro FIR projetado com sete coeficientes utilizando 50 mil amostras do conjunto de dados pelo método de equalização estocástica.

Para validar o funcionamento do algoritmo cego Bussgang-Sparse neste cenário, foram considerados os sinais recortados nas células E4 e A2 do TileCal. Tais células localizam-se em regiões distintas de η no detector e, conseqüentemente, possuem um nível de empilhamento diferente, sendo estes um dos exemplos de casos mais extremos em relação aos níveis de empilhamento. A célula E4 é localizada de forma quase tangencial a direção do feixe, possuindo uma probabilidade maior de ser atingida durante uma colisão, tendo um nível de empilhamento maior em comparação as demais células. Enquanto o conjunto de células A é posicionado de forma quase perpendicular ao feixe, contendo células menor probabilidade de ser sensibilizada durante uma colisão. Assim, a célula A2 foi escolhida para análise por possuir um nível de embilhamento menor em comparação a outras células.

Outro parâmetro variado entre as análises foi o número de interações por colisão (μ) do conjunto de dados, este parâmetro também influencia no nível de empilhamento, de forma que quanto maior o valor de μ , maior é a probabilidade de interações numa colisão e maiores são as chances da ocorrência do empilhamento.

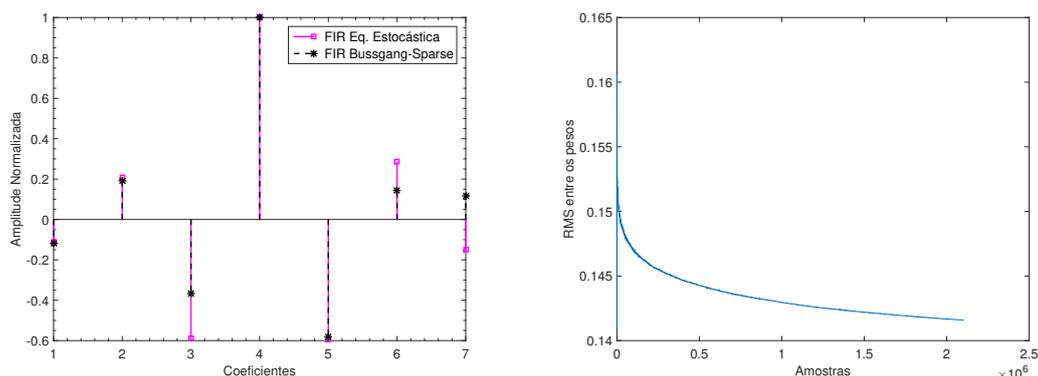
Para $\mu = 30$, cerca de dois milhões de amostras foram utilizadas para avaliar a convergência. As Figuras 54 e 55 mostram os resultados para as células A2 e E4, respectivamente. Comparando-se os resultados apresentados nas Figuras 54 e 55, a convergência é mais rápida para a célula E4.

Para $\mu = 50$, cerca de 115.000 amostras disponíveis foram utilizadas para avaliar a convergência, as Figuras 56 e 57 mostram os resultados para as células A2 e E4,

Figura 54 – Análise para célula A2 com $\mu = 30$.

- (a) Comparação entre os pesos do filtro por equa- (b) Evolução do erro RMS entre os pesos em
lização estocástica e do algoritmo cego Bussgang- função do número de amostras.
Sparse.

Fonte: Do autor.

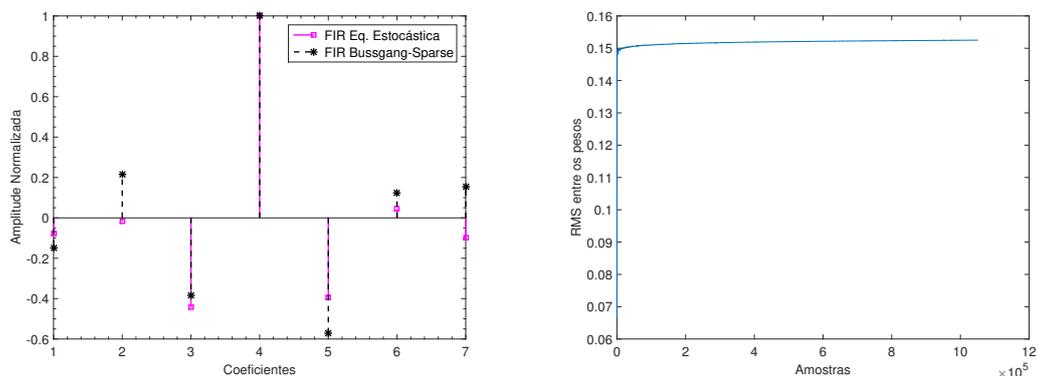
Figura 55 – Análise para célula E4 com $\mu = 30$.

- (a) Comparação entre os pesos do filtro por equa- (b) Evolução do erro RMS entre os pesos em
lização estocástica e do algoritmo cego Bussgang- função do número de amostras.
Sparse.

Fonte: Do autor.

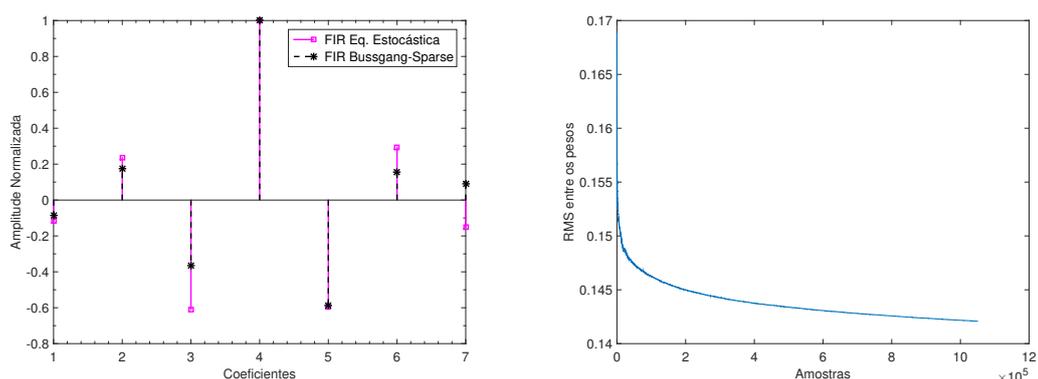
respectivamente. Apesar de poucas amostras disponíveis, o comportamento é similar aos gráficos obtidos para $\mu = 30$.

Por fim, considerando um conjunto de dados em que $\mu = 90$, cerca de dois milhões de amostras foram utilizadas para avaliar a convergência, as Figuras 58 e 59 mostram os resultados para as células A2 e E4, respectivamente. Observando-se os três cenários de μ , é possível perceber que os pesos do filtro cego convergem para os pesos projetados de maneira supervisionada.

Figura 56 – Análise para célula A2 com $\mu = 50$.

- (a) Comparação entre os pesos do filtro por equa- (b) Evolução do erro RMS entre os pesos em
lização estocástica e do algoritmo cego Bussgang- função do número de amostras.
Sparse.

Fonte: Do autor.

Figura 57 – Análise para célula E4 com $\mu = 50$.

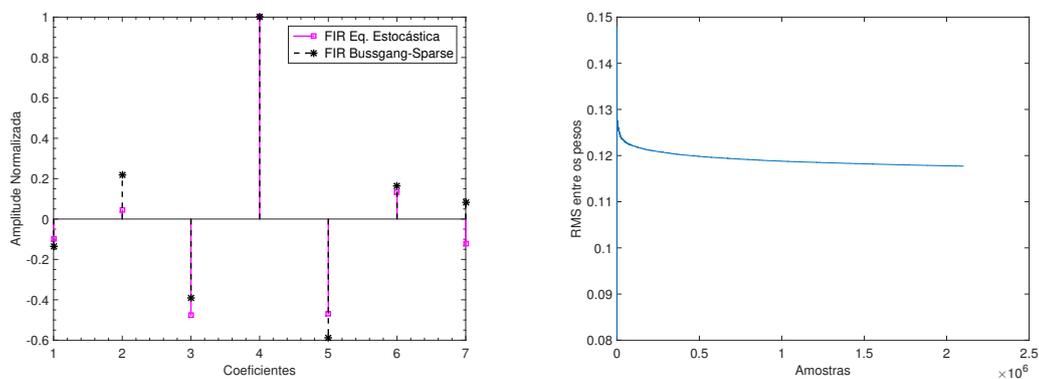
- (a) Comparação entre os pesos do filtro por equa- (b) Evolução do erro RMS entre os pesos em
lização estocástica e do algoritmo cego Bussgang- função do número de amostras.
Sparse.

Fonte: Do autor.

6.7 CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo mostrou os projetos dos filtros FIR de deconvolução com a aplicação no processo de reconstrução de energia *free-running*. Utilizando uma *Toy Monte Carlo Simulation*, os algoritmos propostos foram avaliados comparando-os com um filtro FIR de referência. A reconstrução da resposta do calorímetro foi avaliada com o algoritmo Bussgang-Sparse. Por fim, o algoritmo Bussgang-Sparse foi avaliado com relação a sua convergência utilizando dados reais do TileCal pertencentes ao segundo nível de seleção de eventos *online*.

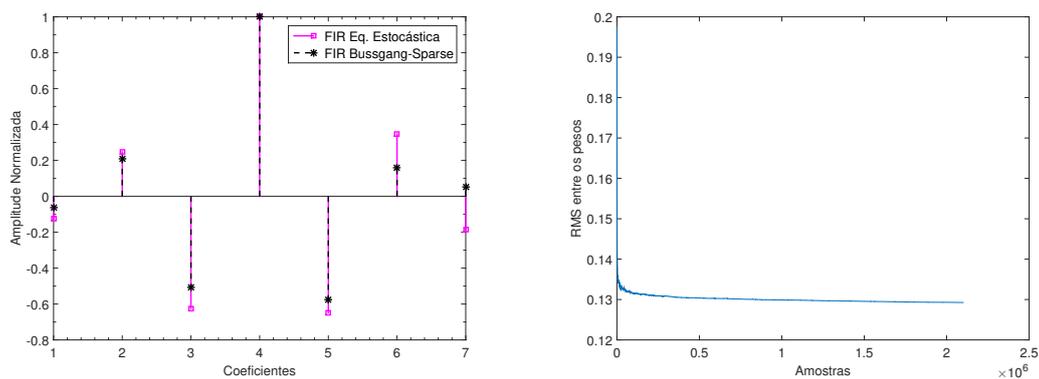
Figura 58 – Análise para célula A2 com $\mu = 90$.



- (a) Comparação entre os pesos do filtro por equa- (b) Evolução do erro RMS entre os pesos em
lização estocástica e do algoritmo cego Bussgang- função do número de amostras.
Sparse.

Fonte: Do autor.

Figura 59 – Análise para célula E4 com $\mu = 90$.



- (a) Comparação entre os pesos do filtro por equa- (b) Evolução do erro RMS entre os pesos em
lização estocástica e do algoritmo cego Bussgang- função do número de amostras.
Sparse.

Fonte: Do autor.

7 IMPLEMENTAÇÃO

Neste capítulo será apresentada a forma de implementação sistólica do algoritmo Bussgang-Sparse proposto no Capítulo 5. O método proposto de equalização cega consiste na aplicação de um algoritmo de adaptação. Na aplicação do LMS padrão, a informação da matriz de autocorrelação não é associada ao algoritmo, podendo deixar a convergência lenta, instável e inviável para implementação em calorimetria, onde a perda de dados deve ser mitigada. Assim, ainda no Capítulo 5 é proposto o uso do RLS que dá uma medida de erro para cada componente do filtro e é robusta a fortes correlações presentes na entrada, proporcionando uma convergência mais rápida. Apesar da convergência rápida, o modo padrão de implementação do RLS, possui uma realimentação que pode causar instabilidade numérica em períodos longos de operação da implementação em *hardware*.

Um outro problema da implementação padrão do RLS é que o algoritmo requisita sucessivas operações com matrizes, que o torna computacionalmente mais custoso. Por esses motivos, uma forma de implementação do RLS, utilizando a decomposição QR, é mais adequada ao problema e será proposta neste capítulo. Essa forma de implementação é baseada nos *Square-Root Adaptive Filters* e torna possível uma implementação numericamente mais estável, com convergência mais rápida, evitando as inversões matriciais, além de permitir uma implementação sistólica ideal para estruturas *pipeline* em FPGAs (HAYKIN, 1996) (APOLINÁRIO et al., 2009).

7.1 A DECOMPOSIÇÃO QR

A decomposição QR é um procedimento matemático aplicado, em geral, para a decompor uma matriz em componentes ortogonais e triangulares. Suas aplicações são largamente utilizadas para solucionar problemas envolvendo mínimos quadrados. Assim, este algoritmo se resume em realizar a fatoração de uma matriz, como mostrado na Equação 7.1. Por exemplo, seja uma matriz $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{M \times N}$, a sua decomposição QR é dada por:

$$\mathbf{B} = \mathbf{Q}\mathbf{R} \quad (7.1)$$

onde $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ é uma matriz ortogonal e unitária, ou seja, $\mathbf{R}\mathbf{R}^T = \mathbf{I}$, onde \mathbf{I} é a matriz identidade e $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ é uma matriz triangular superior ou inferior, que depende das rotações aplicadas.

7.1.1 Givens Rotations

A triangularização ortogonal utilizada pela decomposição QR pode ser alcançada por meio de varias técnicas, tais como as transformações de Houserholder, ortogonalização de Gram-Schmidt ou rotações de Givens. Em particular, as rotações de Givens resultam em um eficiente algoritmo, além de permitir que o processo de triangularização possa ser atualizado recursivamente. Tal fato é interessante na implementação de soluções envolvendo o *Least Squares*.

A rotação de Givens consiste, portanto, em uma técnica matemática para transformar ortogonalmente uma matriz rotacionando-a em seus respectivos planos. Assim, esta técnica é poderosa para zerar elementos selecionados de uma determinada matriz a partir do uso de uma matriz de rotação $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{M \times M}$, que é unitária e definida por:

$$\mathbf{G}_{(i,j,\theta)} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & c_{i_1,j_1} & \dots & s_{i_1,j_2} & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & -s_{i_1,j_2} & \dots & c_{i_2,j_2} & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

onde $c = \cos(\theta)$, $s = \sin(\theta)$ e θ é um ângulo de rotação. A matriz \mathbf{G} , corresponde à uma matriz identidade cuja suas i -ésimas e j -ésimas linhas e colunas foram substituídas por valores de seno e cosseno do ângulo desejado para rotação. A multiplicação de uma matriz $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ por \mathbf{G} equivale à uma rotação no sentido anti-horário de θ radianos no plano (i, j) . De fato, sendo \mathbf{M} a matriz resultado da multiplicação $\mathbf{G} \times \mathbf{D}$, este pode ser generalizado por:

$$M_{k,k} = \begin{cases} \cos\theta.D_i - \sin(\theta).D_j, & \text{se } k = i \\ \cos\theta.D_j + \sin(\theta).D_i, & \text{se } k = j \\ M_{k,k} = D_{i,j}, & \text{se } k \neq i, j \end{cases} \quad (7.3)$$

Pela Equação 7.3, é possível ter a perspectiva de que se o ângulo θ for igual ao ângulo entre os dois elementos de \mathbf{D} no plano (i, j) , o termo $M_{k,k}$ será zerado. Esta propriedade, é aplicada sucessivas vezes no processo das rotações de Givens para zerar os elementos desejados em qualquer parte da matriz \mathbf{D} . Com base nesta propriedade, para zerar o elemento $M_{k=j}$ pode-se mostrar que:

$$\begin{aligned}
r &= \sqrt{D_i^2 + D_j^2} \\
c &= D_i/r \\
s &= -D_j/r \\
\theta &= \arctan\left(\frac{s}{c}\right)
\end{aligned} \tag{7.4}$$

A partir desta propriedade, as rotações de Givens podem ser utilizadas para calcular a decomposição QR da matriz \mathbf{B} . Para isso, é necessário apenas multiplicar a matriz \mathbf{B} por uma série de rotações de Givens, de modo que cada rotação busque alinhar cada elemento da parte triangular inferior da matriz B com cada um de sua parte triangular superior, ou, vice-versa. Com essa perspectiva, as sucessivas rotações podem ser interpretadas como a matriz ortogonal da decomposição QR. Em resumo, retornando-se as Equações 7.1 e 7.2 tem-se:

$$\mathbf{R} = \mathbf{G}_1 \mathbf{G}_2 \dots \mathbf{G}_K, \tag{7.5}$$

em que K corresponde ao número de elementos não nulos na parte triangular inferior ou superior da matriz \mathbf{B} , ou seja, com este procedimento a matriz \mathbf{B} pode ser reescrita como o produto entre a matriz \mathbf{R} contendo sucessivas rotações e uma matriz triangular \mathbf{Q} .

7.2 QR-RLS

Neste algoritmo, o interesse é minimizar a função custo do RLS vista no Capítulo 5. Em (GENTLEMAN; KUNG, 1982), foi proposto por Gentleman um dos primeiros trabalhos para solução do RLS utilizando a decomposição QR. Neste trabalho, era usada uma matriz triangular para permitir a inversão matricial e era proposta sucessivas rotações de Givens em paralelo para resolver o sistema associado às equações do RLS. Seguindo este raciocínio, a matriz de autocorrelação da entrada $\Phi[n]$ pode ser reescrita num instante n , de forma em que se possa propagar como uma matriz triangular inferior, sendo representada como a raiz quadrada da matriz de autocorrelação, $\Phi^{\frac{1}{2}}[n]$. Dessa forma, tem-se:

$$\Phi[n] = \Phi^{\frac{1}{2}}[n] \Phi^{\frac{H}{2}}[n] \tag{7.6}$$

onde $\Phi^{\frac{H}{2}}[n]$ uma matriz triangular superior, que é o hermitiano $\Phi^{\frac{1}{2}}[n]$. Podemos escrever a equação que estima os pesos ótimos do filtro $\hat{\mathbf{w}}$ em função do vetor de

correlação cruzada entre os coeficientes do filtro FIR e o sinal desejado, como sendo:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}[n] &= \sum_{k=1}^M \beta^{M-k} \mathbf{y}[k] \mathbf{a}[k] \\ \mathbf{z}[n] &= \mathbf{\Phi}[n] \hat{\mathbf{w}} \end{aligned} \quad (7.7)$$

multiplicando ambos os lados da Equação 7.7 por $\mathbf{\Phi}^{-\frac{1}{2}}[n]$, obtém-se:

$$\mathbf{p}[n] = \mathbf{\Phi}^{\frac{H}{2}}[n] \hat{\mathbf{w}}[n] = \mathbf{\Phi}^{-\frac{1}{2}}[n] \mathbf{z}[n] \quad (7.8)$$

em que $\mathbf{p}[n]$ pode ser interpretado como uma nova variável dependente da informação da raiz quadrada da matriz de autocorrelação.

Em resumo, este algoritmo é chamado de QR-RLS por calcular os pesos dos mínimos quadrados em um filtro FIR adaptativo que trabalha diretamente com os dados de entrada em uma matriz via decomposição QR ao invés de usá-los diretamente no cálculo da matriz de autocorrelação como ocorre com o RLS padrão. Isto é possível por meio da utilização do Lema da Fatoração Matricial descrito no Anexo A. Assim, podemos assumir um pre-armazenamento dos dados de entrada em uma matriz $\mathbf{\Gamma}$ da seguinte forma:

$$\mathbf{\Gamma}^H = \begin{bmatrix} y[1] & y[2] & \dots & y[M] & \dots & y[n] \\ 0 & y[1] & \dots & y[M-1] & \dots & y[n-1] \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & y[1] & \dots & y[n-M+1] \end{bmatrix} \quad (7.9)$$

onde M é o número de coeficientes do filtro FIR. Fazendo uma analogia à matriz de autocorrelação, tem-se que:

$$\begin{aligned} \mathbf{\Phi}[n] &= \sum_{k=1}^M \beta^{M-k} y[k] y^H[k] \\ &= \mathbf{\Gamma}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma} \end{aligned} \quad (7.10)$$

a matriz $\mathbf{\Lambda}$ é uma matriz diagonal definida por:

$$\mathbf{\Gamma}^H = \begin{bmatrix} \beta^{M-1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \beta^{M-2} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \dots 1 \end{bmatrix} \quad (7.11)$$

e é chamada de matriz de pesos exponencial.

Pela propagação de $\mathbf{p}[n]$ e $\mathbf{\Phi}^{\frac{1}{2}}[n]$ é possível realizar a formulação do QRD-RLS na forma matricial visto como pré-matriz (lado esquerdo) e pós-matriz (lado direito):

$$\begin{bmatrix} \beta^{1/2}\mathbf{\Phi}^{1/2}[n-1] & \mathbf{y}[n] \\ \beta^{1/2}\mathbf{p}^H[n-1] & a[n] \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \Theta = \begin{bmatrix} \mathbf{\Phi}^{1/2}[n] & \mathbf{0} \\ \mathbf{p}^H[n] & \xi[n]\gamma^{1/2}[n] \\ \mathbf{y}^H\mathbf{\Phi}^{-H/2}[n] & \gamma^{1/2} \end{bmatrix} \quad (7.12)$$

onde Θ é uma matriz de rotação unitária, que opera sobre os elementos da entrada $y[n]$ na pré-matriz, realizando o alinhamento de cada um dos seus elementos para produzir um bloco de zeros, na parte superior da pós-matriz. Naturalmente, a estrutura triangular inferior da raiz quadrada da matriz de autocorrelação, $\mathbf{\Phi}^{\frac{1}{2}}[n]$, é preservada antes e depois da rotação. Após a atualização dos blocos $\mathbf{p}[n]$ e $\mathbf{\Phi}^{\frac{1}{2}}[n]$, é possível obter a solução dos pesos do filtro FIR, $\mathbf{w}[n]$, usando a fórmula da Equação 7.8, fazendo:

$$\hat{\mathbf{w}}^H[n] = \mathbf{p}^H[n]\mathbf{\Phi}^{-\frac{1}{2}}[n] \quad (7.13)$$

O cálculo desta solução é realizado pelo método de “*back substitution*” que explora a matriz triangular inferior $\mathbf{\Phi}^{\frac{1}{2}}[n]$. Contudo, a computação da solução por este método só pode ser aproveitada após um intervalo de adaptação $n > M$, no qual os dados da matriz $\mathbf{\Gamma}[n]$, e portanto $\mathbf{\Phi}[n]$, tem suas colunas preenchidas.

Para inicializar o QRD-RLS, devemos fazer $\mathbf{\Phi}[n] = \delta\mathbf{I}$ e $p[0] = 0$, onde δ é um parâmetro de regularização. A inicialização do QRD-RLS demanda um tempo correspondente ao intervalo $0 < n < M$.

7.3 IMPLEMENTAÇÃO SISTÓLICA DO QRD-RLS

Como visto na Seção 7.1.1, com a utilização das Rotações de Givens, realizando rotações unitárias de Θ particulares, pode ser produzido um bloco de zeros na parte superior da pós-matriz (lado direito da Equação 7.12). Deste modo, é possível desenvolver um procedimento sistemático para o alinhamento da pré-matriz (lado esquerdo

da Equação 7.12), levando a uma implementação paralela no formato de uma matriz sistólica.

A primeira implementação sistólica do algoritmo QRD-RLS foi publicada por Gentleman e Kung em 1978. Uma matriz sistólica é composta por células individuais de processamento organizadas como uma estrutura regular. Cada célula na matriz utiliza uma memória própria e é conectada apenas à sua vizinha mais próxima. Esta matriz, é projetada de forma regular e o fluxo de dados flui em um alto ritmo pela estrutura, similarmente ao que ocorre na ação de bombeamento de sangue no coração humano, motivando o nome de “sistólica”.

Existem alguns modos de implementação sistólica do QRD-RLS, a depender do equacionamento adotado. A Equação 7.12 é uma forma clássica de implementação. Outra forma é baseada em uma implementação parcial desta equação, removendo a sua última linha. Há ainda uma forma de implementação de uma versão estendida do QRD-RLS. As duas primeiras formas citadas aqui são relevantes para diversas aplicações, uma vez que possuem um esforço computacional menor do que a última. Entretanto, algumas informações, tais como os pesos do filtro ou erro, não são obtidas de forma direta a cada *clock*, provocando um atraso em todo o sistema que necessite dessas informações. Todavia, a última forma de implementação, a versão estendida do QRD-RLS, permite a extração da matriz de autocorrelação e sua inversa, os pesos do filtro e o erro a cada iteração. Assim, apesar de ser mais custosa computacionalmente, é a mais adequada para aplicação ao problema envolvendo o modelo de equalização cega implementado em um formato “*free-running*”, devido ao fato deste algoritmo tornar explícito o vetor de pesos do filtro de maneira contínua.

Para desenvolver esta versão de implementação sistólica, devemos incluir mais uma linha na formulação do QRD-RLS. Esta nova linha na formulação, traz explícita a inversa da matriz de autocorrelação da entrada, como é mostrado na Equação 7.14:

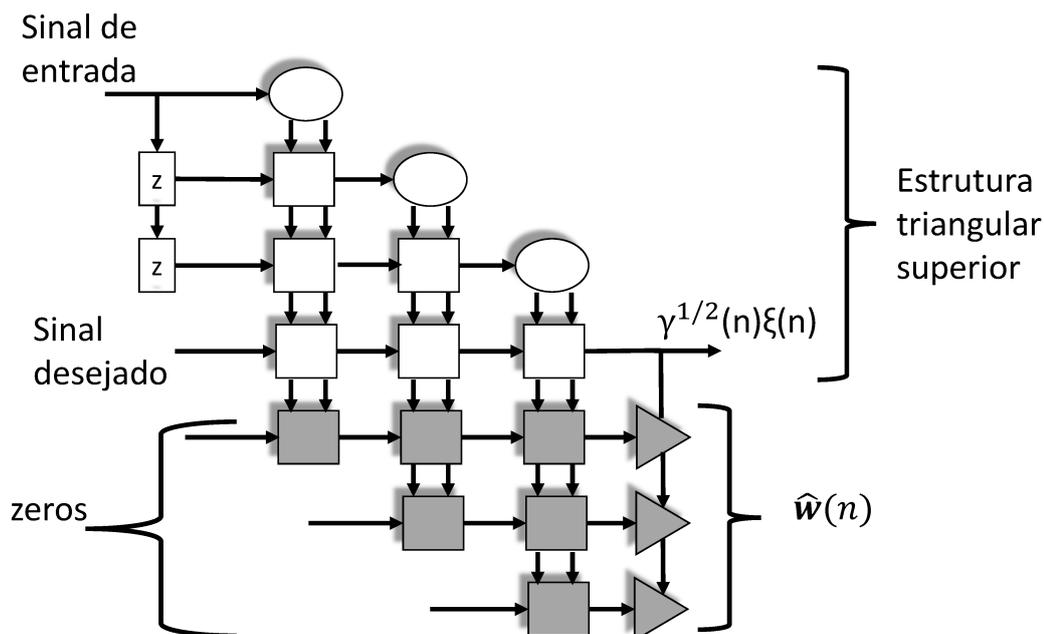
$$\begin{bmatrix} \beta^{1/2} \Phi^{1/2}[n-1] & \mathbf{y}[n] \\ \beta^{1/2} \mathbf{p}^H[n-1] & a[n] \\ \mathbf{0}^T & 1 \\ \beta^{-1/2} \Phi^{-H/2}[n-1] & \mathbf{0} \end{bmatrix} \Theta = \begin{bmatrix} \Phi^{1/2}[n] & \mathbf{0} \\ \mathbf{p}^H[n] & \xi[n] \gamma^{1/2}[n] \\ \mathbf{y}^H \Phi^{-H/2}[n] & \gamma^{1/2} \\ \Phi^{-H/2}[n] & -\mathbf{k}[n] \gamma^{-1/2}[n] \end{bmatrix} \quad (7.14)$$

Assim, a partir das grandezas $\mathbf{k}[n] \gamma^{-1/2}[n]$ e $\xi[n] \gamma^{1/2}[n]$, e seguindo a Equação 5.12 do capítulo anterior, os pesos do filtro podem ser obtidos via recursão e atualizados a cada iteração.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}[n] &= \mathbf{w}[n-1] + \mathbf{k}[n] \xi[n] \\ &= \mathbf{w}[n-1] + (\mathbf{k}[n] \gamma^{-1/2}[n] \xi[n] \gamma^{1/2}[n]) \end{aligned} \quad (7.15)$$

A estrutura de implementação sistólica do QRD-RLS estendido pode ser resumida nas Figuras 60 e 61, que trazem um exemplo de implementação para o caso de um filtro de tamanho 3.

Figura 60 – Estrutura sistólica do QRD-RLS estendido.

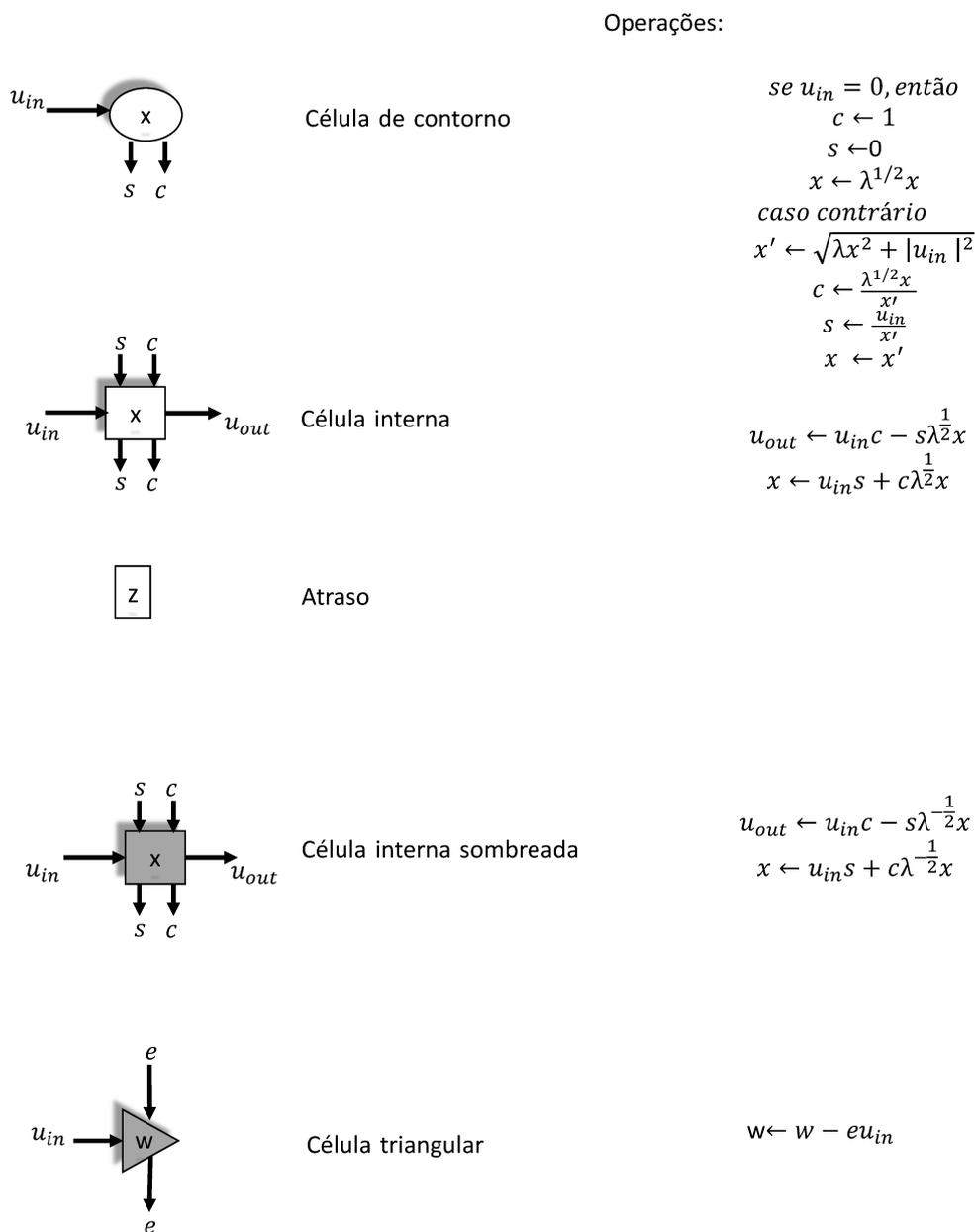


Fonte: Do autor, baseado em (HAYKIN, 1996).

A implementação é controlada por um único *clock*. Cada célula, individualmente, recebe seus dados de entrada de diversas direções a cada ciclo de *clock* e passa os valores dos dados de saída para uma célula vizinha, como indicado na Figura 60. Nesta Figura, também é possível perceber que a implementação pode ser subdividida em 2 partes, uma estrutura triangular superior e uma estrutura triangular inferior composta por células internas e triangulares sombreadas. Cada estrutura opera da seguinte forma:

- A estrutura triangular superior: é composta por duas partes, uma estrutura linear onde o sinal desejado é injetado e outra em que a matriz $\Phi^{1/2}[n]$ é representada. Esta última parte é importante, pois nela são calculados os ângulos das rotações de Givens a cada iteração. Cada célula desta estrutura, exceto a parte linear, armazena como variável interna, x , um elemento da matriz $\Phi^{1/2}[n]$, que deve ser inicializada com a matriz diagonal proveniente de $\delta\mathbf{I}$. A função, num contexto geral da estrutura triangular superior, é de realizar o cálculo do erro designado por $\gamma^{-1/2}[n]\xi[n]$, utilizado para atualização dos pesos do filtro.

Figura 61 – Células e operações da estrutura sistólica.



Fonte: Do autor, baseado em (HAYKIN, 1996).

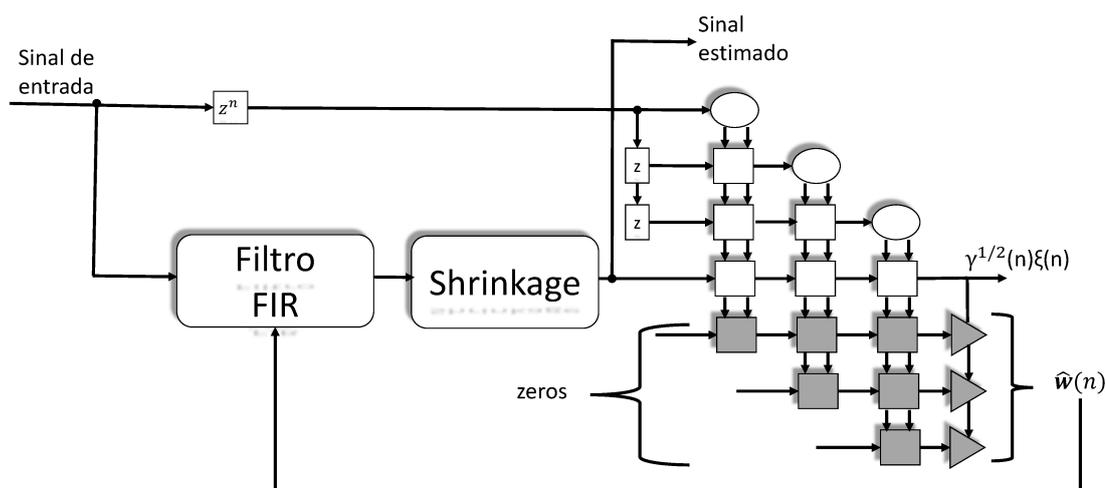
- A estrutura triangular inferior: é mostrada em sombreado na Figura 60. Ela aplica os ângulos de rotações obtidos pela estrutura triangular superior e rotaciona valores armazenados da matriz $\beta^{-1/2}\Phi^{-H/2}[n-1]$. Em sua entrada são aplicados, zeros a cada *clock*, produzindo a atualização da matriz $\Phi^{-H/2}[n]$ e dos valores de $\mathbf{k}[n]\gamma^{-1/2}[n]$.

Os pesos do filtro FIR são atualizados pelas células em formato triangular acopladas às estruturas triangulares superior e inferior. Estas células realizam o produto de $\mathbf{k}[n]\gamma^{-1/2}[n]$ por $\gamma^{-1/2}[n]\xi[n]$, atualizando os valores, a cada *clock*, da sua variável interna, w_k , que são os valores dos coeficientes do filtro FIR.

7.4 IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO DE DECONVOLUÇÃO CEGA BUSGANG-SPARSE

Uma das principais motivações para o uso do QRD-RLS como algoritmo de adaptação na técnica cega Busgang-Sparse é o fato de sua forma estendida deixar explícito os pesos do filtro FIR, os quais se atualizam na medida que um dado novo chega para o processamento, a partir do momento em que é feito o preenchimento da matriz sistólica. Assim, a visão geral da técnica de deconvolução cega Busgang-Sparse implementada pode ser resumida de acordo com o diagrama exibido na Figura 62.

Figura 62 – Deconvolução Busgang-Sparse implementada com o QRD-RLS.



Fonte: Do autor.

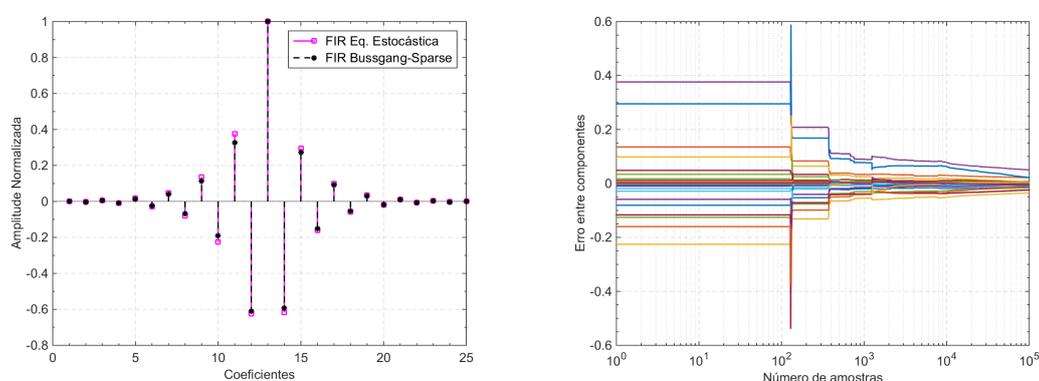
Este diagrama resume a implementação da técnica proposta para um filtro de FIR de ordem 2, seguindo o modelo proposto na Seção 5.3, acoplada a implementação sistólica do QRD-RLS. Esta é uma estrutura que passa o sinal da entrada pelos pesos do filtro FIR, os quais são obtidos nas células triangulares. Este sinal filtrado é então aplicado ao bloco que contém a função Shrinkage, produzindo um sinal mais esparso, que é uma estimativa da energia, na qual a cada amostra se aproxima cada vez mais da estimativa correta. Por fim, este sinal, na medida em que vai sendo estimado, é utilizado como sinal desejado para o algoritmo QRD-RLS.

7.4.1 Convergência do QRD-RLS e o RLS

Uma análise comparativa foi realizada utilizando o mesmo conjunto de dados do Capítulo 6 na Seção 6.5.3. Para implementação do QRD-RLS foi utilizado o ambiente do Simulink, o qual permite a simulação de uma implementação em *pipeline*. Entretanto, devido a algumas limitações de hardware, ordens muito elevadas não puderam ser simuladas, de forma que foi utilizado apenas o pulso unipolar para esta análise.

A Figura 63 mostra os resultados para o cenário sem ruído. Já a Figura 64, mostra os resultados da análise do segundo cenário de sinal com ruído da Seção 6.5.3.

Figura 63 – Cenário de ocupância em 1 % e sem inserção de ruído.

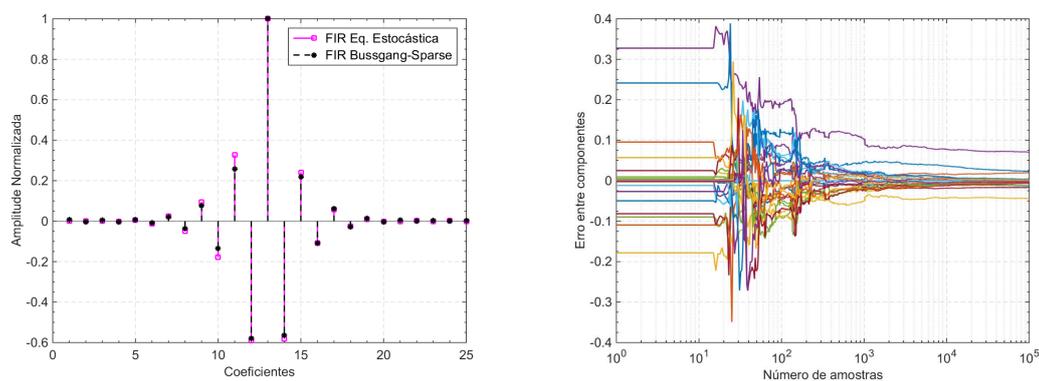


(a) Comparação entre os pesos.

(b) Evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra.

Fonte: Do autor.

Figura 64 – Cenário de ocupância em 30 % com inserção de ruído.



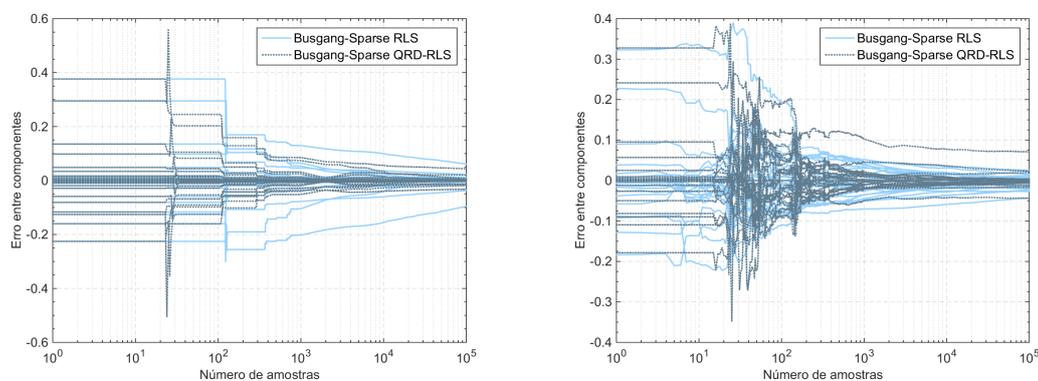
(a) Comparação entre os pesos.

(b) Evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra.

Fonte: Do autor.

A Figura 65 mostra a comparação da convergência para cada algoritmo implementado, onde a Figura 66 (a) mostra a comparação para o cenário sem ruído e a Figura 66 (b) para o cenário com ruído.

Figura 65 – Comparação entre QRD-RLS e RLS referente evolução do erro relativo entre os coeficientes obtidos a cada amostra.



(a) Cenário de ocupância em 1 % sem inserção de ruído. (b) Cenário de ocupância em 30 % com inserção de ruído.

Fonte: Do autor.

É possível perceber que ambos os métodos convergem similarmente quando utilizados os mesmos parâmetros e sinais em cada algoritmo.

Para atender aos requisitos de operação do experimento, a solução de implementação deve ser adotada de forma que se tenha a menor quantidade de passos sequenciais possível e circuitos que não ocupem demasiada lógica combinacional a ponto de reduzir a velocidade de operação do algoritmo. Com esta estratégia em mente, a opção avaliada foi a quantização em ponto fixo do QRD-RLS, a qual não demanda de muitos passos sequenciais para manipulação das grandezas. Além disso, para operações mais complexas, será possível definir *look-up-tables*, as quais permitem a busca do resultado endereçado em uma tabela ordenada.

7.5 CONCLUSÕES PARCIAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou uma forma alternativa de implementação do algoritmo proposto utilizando a implementação QRD-RLS, permitindo a atualização dos pesos do filtro maneira *free-running* e sem a utilização de inversões matriciais que são encontradas na implementação padrão do RLS.

8 CONCLUSÕES

Esta pesquisa se concentrou no estudo de soluções para o problema de reconstrução de energia no primeiro nível de seleção de eventos *online* dos calorímetros do ATLAS. Em específico, o tema abordado visa o processamento *online*, implementado de maneira *free-running*, para realizar a interface entre o sinal proveniente das células de leitura dos calorímetros e os algoritmos de seleção de eventos de níveis subsequentes. Esta interface de processamento tem como principal objetivo atenuar os efeitos intrínsecos da eletrônica de instrumentação embarcada no detector, que vem passando por mudanças devido a um novo cenário de operação do LHC.

Este novo cenário, que é previsto para a fase II de atualização, tem como foco a descoberta de novas partículas e para isto é necessário o aumento do nível de luminosidade no LHC. Na eletrônica dos calorímetros do experimento detector ATLAS, este aumento significa uma elevação da probabilidade de ocorrência de eventos próximos no tempo, que podem produzir o efeito de empilhamento de sinais. Este efeito provoca uma deformação no formato da resposta ao impulso do calorímetro, comprometendo o desempenho do algoritmo OF, que é utilizado como padrão de estimação de energia para o L1. O modelo de estimação do OF se apoia fortemente no formato da resposta do impulsiva do calorímetro, que deve ser fixa e bem definida para o seu projeto de filtro. Assim, o OF perde eficiência no cenário com alta sobreposição de sinais.

Os estudos revisados mostraram que para solucionar o problema do efeito de empilhamento sinais, os experimentos do LHC vêm tentando adaptar a técnica padrão do OF a este cenário. Contudo, uma alternativa ao emprego de algoritmos baseados na teoria padrão do OF são os algoritmos de deconvolução, que demonstraram ser eficientes para a estimação num cenário de sobreposição de sinais. No modelo convolucional, o sinal da eletrônica embarcada no detector pode ser processado, considerando o calorímetro como um sistema LTI e o seu processamento para estimar a energia consiste em remover a influencia deste sistema LTI presente no sinal. Assim, os estudos desta tese foram direcionados para este modelo, que também pode se apoiar no formato da resposta do calorímetro, mas não trata o empilhamento como ruído.

Ao se realizar estudos sobre as técnicas de deconvolução em calorimetria, percebeu-se que a estimação de energia tem características impulsivas em relação ao sinal a ser processado, o que originou a primeira proposta desta tese. No modelo convolucional aplicado em calorimetria, ao remover a influência do sistema LTI do sinal, o sinal resultante se torna mais esparso. Em virtude deste fato e dos estudos na literatura apontarem o uso da esparsidade na reconstrução de energia *offline*, os quais utilizam amostras recortadas, foi proposta uma solução *free-running* baseada na representação esparsa para estimação de energia *online*.

Esta proposta de deconvolução por esparsidade é de simples implementação e melhorou o desempenho da estimação de energia, quando comparada com o algoritmo de deconvolução que se aproxima do sistema inverso por meio de um filtro FIR. A título de implementação, a principal diferença entre os dois algoritmos é que a deconvolução por esparsidade propõe o uso de uma função não linear na saída do filtro, que é a função de Shrinkage. Os coeficientes do filtro FIR projetado por estes dois algoritmos foram bem semelhantes, pois ambos os algoritmos utilizam e dependem da resposta impulsiva do calorímetro em seu projeto.

Tendo em vista a dependência dos algoritmos na resposta impulsiva do calorímetro, que apesar de ser calibrada, permite pequenas variações no seu formato e são desconsideradas para o projeto do filtro. Existem poucos estudos em calorimetria onde a forma da resposta do calorímetro não é considerada fixa, mas na prática por variações ligadas à eletrônica e/ou aos processos físicos de deposição de energia na célula, este formato pode variar. Assim, os estudos deste trabalho também foram direcionados a soluções em algoritmos independentes de parâmetros do detector.

Portanto, a segunda proposta da tese foi baseada em algoritmos de deconvolução não supervisionados, o algoritmo Bussgang-Sparse. Durante o desenvolvimento do algoritmo Bussgang-Sparse, a metodologia empregada, por si só, foi inovadora na escolha do estimador sem memória adequado. Tradicionalmente, o algoritmo de Bussgang projeta este estimador a partir de informações estatísticas sobre os dados. No desenvolvimento da proposta utilizou-se uma rede neural de uma entrada e uma saída para realizar o projeto do estimador, em vez da metodologia tradicional que utiliza as estatísticas do dado de entrada, por meio de um *fit* com a rede neural foi possível chegar ao estimador. O resultado do estimador não linear projetado com o auxílio da rede foi uma função similar a de Shrinkage obtida na proposta de deconvolução por representações esparsas.

Quando observou-se a semelhança entre função de Shrinkage e o estimador, foi também realizada a comparação entre as arquiteturas de implementação de cada proposta. Com o resultado desta comparação veio a essência da proposta, que foi de substituir a parte do estimador não linear pela função de Shrinkage no algoritmo de Bussgang. Assim, o algoritmo Bussgang-Sparse pode ficar dependente apenas de um único parâmetro da função de Shrinkage, que pode ser obtido experimentalmente.

O RLS foi utilizado, inicialmente, como algoritmo adaptativo no Bussgang-Sparse devido a sua propriedade de rápida convergência. Os resultados mostraram que os coeficientes do filtro do algoritmo Bussgang-Sparse convergem para os pesos do filtro FIR de deconvolução, que utiliza um conjunto de treinamento e o erro médio quadrático como critério de otimização. Contudo, o Bussgang-Sparse, utilizando a implementação tradicional do RLS não atende a implementação *free-running* do L1 pela sua recursividade.

A última proposta deste trabalho foi de obter uma solução para implementação *free-running*, na literatura encontrou-se a implementação do QRD RLS, que permite uma implementação sistólica do RLS. Nesta implementação, após o preenchimento da matriz de autocorrelação, que é subdividida em elementos com operações simples, o sinal é processado de maneira *free-running* e a atualização realizada em tempo real. Esta proposta consistiu em utilizar de valor desejado para a estrutura da matriz sistólica o sinal que passa pelos coeficientes do filtro (que ainda está se adaptando) e pela função de Shrinkage. Assim após um atraso inicial do preenchimento desta matriz, a estimação pode ser computada de modo ininterrupto.

8.1 TRABALHOS FUTUROS

Perante ao apresentado neste trabalho surgem novas vertentes para sequência de estudos relacionados ao primeiro nível de seleção de eventos *online* e de propostas de algoritmos não supervisionados. Algumas delas são:

- considerar o modelo do calorímetro como sendo não linear e investigar técnicas não lineares e não supervisionadas para realizar a deconvolução. Em um trabalho recente (FARIA et al., 2017), foi mostrado que a rede neural pode ser aplicada para estimação no L1, realizando a deconvolução. Neste trabalho, um dos neurônios se aproxima muito de um filtro FIR linear e é o que possui pesos mais influentes na estimação. Assim, a proposta é de utilizar o algoritmo Bussgang-Sparse para estimar um valor desejado e alimentar uma rede neural adaptativa. De modo que a rede continue otimizando sua resposta, modelando não linearidades presentes no sinal.
- realizar a implementação de fato do algoritmo em FPGA. Apesar da proposta de implementação, existem muitos desafios para implementação em hardware que precisam ser avaliados. Embora a latência do algoritmo QRD-RLS ser a mesma de um filtro FIR, respeitando a latência prevista do L1, estudos de implementação devem ser considerados para a operação à 40 MHz. O QRD-RLS não realiza as operações matriciais como o RLS padrão, mas utiliza muitas estruturas simples que devem operar em paralelo. Este fato pode demandar muitos recursos da FPGA e tornar não viável a implementação da técnica, bem como pode fazer com que a FPGA disponível não consiga operar em sua frequência de projeto.
- realizar estudos da aplicação dos algoritmos propostos em problemas de outras áreas, como na de telecomunicações, que utilizam algoritmos de deconvolução para equalizar canais.

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.

AAD, G. et al. Atlas pixel detector electronics and sensors. *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 07, p. P07007, 2008. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1748-0221/3/i=07/a=P07007>>.

AAD, G. et al. A particle consistent with the higgs boson observed with the atlas detector at the large hadron collider. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 338, n. 6114, p. 1576–1582, 2012. ISSN 0036-8075. Disponível em: <<http://science.sciencemag.org/content/338/6114/1576>>.

AAMODT, K. et al. The ALICE experiment at the CERN LHC. *Jinst*, v. 3, n. 420, p. S08002, 2008.

ABBOTT, B. et al. *The Evolution of the Region of Interest Builder for the ATLAS Experiment at CERN*. Geneva, Oct 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2063306>>.

ABOLINS, M. A. The ATLAS trigger: Commissioning with cosmic rays. *J. Phys. Conf. Ser.*, v. 119, p. 022014, 2008.

ADOLPHI, R. et al. The CMS experiment at the CERN LHC. *Jinst*, v. 803, p. S08004–2008, 2008.

ADRAGNA, P. et al. A PMT-block test bench. *Nucl. Instrum. Meth.*, A564, p. 597–607, 2006.

ADZIC, P. et al. Reconstruction of the signal amplitude of the CMS electromagnetic calorimeter. *Eur. Phys. J.*, C46S1, p. 23–35, 2006.

AL, B. Å. et. The ATLAS level-1 calorimeter trigger: PreProcessor implementation and performance. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 7, n. 12, p. P12008–P12008, Dec 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>>

ANDERSON, K. et al. Front-end Electronics for the ATLAS Tile Calorimeter. In: . [S.l.: s.n.], 1998.

ANDRADE FILHO, L. M. et al. Calorimeter response deconvolution for energy estimation in high-luminosity conditions. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 62, n. 6, p. 3265–3273, Dec 2015. ISSN 0018-9499.

APOLINÁRIO, J. A. et al. *QRD-RLS adaptive filtering*. [S.l.]: Springer, 2009.

ARFAOUI, S. *The ATLAS liquid argon calorimeter high-voltage system: commissioning, optimisation, and LHC relative luminosity measurement*. Tese (Doutorado), 2011.

ASK, S. et al. The ATLAS central level-1 trigger logic and TTC system. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 3, n. 08, p. P08002–P08002, aug 2008. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>>

ATLAS, C. ATLAS liquid argon calorimeter: Technical designreport. 1996. Disponível em: <<https://inspirehep.net/record/432394/files/CERN-LHCC-96-41.pdf>>.

ATLAS, C. *ATLAS tile calorimeter: Technical Design Report*. [S.l.]: CERN, 1996.

ATLAS, C. et al. Calorimeter performance technical design report. *CERN/LHCC*, p. 96–40, 1996.

BAN, J. et al. Cold electronics for the liquid argon hadronic end-cap calorimeter of atlas. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, Elsevier, v. 556, n. 1, p. 158–168, 2006.

BECK, H. P. et al. The base-line dataflow system of the atlas trigger and daq. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, v. 51, n. 3, p. 470–475, June 2004. ISSN 0018-9499.

BOAS, T. et al. Shrinkage function and its applications in matrix approximation. *arXiv preprint arXiv:1601.07600*, 2016.

BOGDAN, M.; WAH, Y. Custom 16-channel, 12-bit, 500mhz adc module for the koto experiment at j-parc. In: *2015 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–2.

BRUNING, O.; ROSSI, L. *The High Luminosity Large Hadron Collider. The New Machine for Illuminating the Mysteries of Universe*. [S.l.]: World Scientific, 2015.

CARON, J.-L. Overall view of LHC experiments.. Vue d'ensemble des experiences du LHC. AC Collection. Legacy of AC. Pictures from 1992 to 2002. May 1998. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/841555>>.

CARRIO, F. Upgrade for the ATLAS Tile Calorimeter Readout Electronics at the High Luminosity LHC. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 718, p. 69 – 71, 2013. ISSN 0168-9002. Proceedings of the 12th Pisa Meeting on Advanced Detectors. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900212014052>>.

CARRIO, F. et al. *The sROD Module for the ATLAS Tile Calorimeter Phase-II Upgrade Demonstrator*. Geneva, Nov 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1628753>>.

CERN, C. *ATLAS Muon Spectrometer*. Acessado em 07 Setembro de 2017. Disponível em: <http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/MUON/TDR/pdf_final/naming.pdf>.

CERN, C. *The Accelerator Complex*. Acessado em 10 de Maio de 2018. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about/accelerators>>.

CERN, C. *About CERN*. Acessado em 10 Novembro de 2019. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about>>.

CERN, C. *About CERN*. Acessado em 10 de Novembro de 2019. Disponível em: <<https://home.cern/science/physics/standard-model>>.

CERN, C. *ATLAS*. Acessado em 20 de Maio de 2019. Disponível em: <<http://home.web.cern.ch/about/experiments/atlas>>.

CERN, C. *Liquid Argon Calorimeter Public Plots*. Acessado em 10 de Novembro de 2019. Disponível em: <<https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/LArCaloPublicResultsDetStatusv>>.

CERN, C. *Member states*. Acessado em 10 de Novembro de 2019. Disponível em: <<https://home.cern/about/member-states>>.

CERQUEIRA, A. S. *Tile Calorimeter Upgrade Program for the Luminosity Increasing at the LHC*. Geneva, Oct 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2056628>>.

CHAPMAN, J. Atlas simulation computing performance and pile-up simulation in atlas. In: *LPCC detector simulation workshop, CERN Google Scholar*. [S.l.: s.n.], 2011.

CLELAND, W.; STERN, E. Signal processing considerations for liquid ionization calorimeters in a high rate environment. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 338, n. 2, p. 467 – 497, 1994. ISSN 0168-9002. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900294913323>>.

COLLABORATION, A. *Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS LAr Calorimeter*. Geneva, Sep 2017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2285582>>.

COLLABORATION, A. *Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS LAr Calorimeter*. Geneva, Sep 2017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2285582>>.

COLLABORATION, A. *Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS TDAQ System*. Geneva, Sep 2017. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2285584>>.

- COLLABORATION, A. et al. Atlas letter of intent phase-i upgrade. *Scientific Committee Paper*, 2011.
- COLLABORATION, A. et al. Monitoring and data quality assessment of the ATLAS liquid argon calorimeter. *Journal of instrumentation*, IOP Publishing, v. 9, n. 07, p. P07024, 2014.
- COLLABORATION, C. Time reconstruction and performance of the CMS electromagnetic calorimeter. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 5, n. 03, p. T03011–T03011, mar 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>>
- COLLABORATION, F. FCC-ee: The Lepton Collider. *The European Physical Journal Special Topics*, v. 228, n. 2, p. 261–623, Jun 2019. ISSN 1951-6401. Disponível em: <<https://doi.org/10.1140/epjst/e2019-900045-4>>.
- COLLABORATION, H. *HERA particle physics experiments H1, ZEUS and HERMES*. Acessado em 10 de Novembro de 2019. Disponível em: <http://www.desy.de/research/facilities___projects/hera/index_eng.html>.
- COLLABORATION, P. A. The Pierre Auger Cosmic Ray Observatory. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 798, p. 172 – 213, 2015. ISSN 0168-9002. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900215008086>>.
- COLLABORATION, T. A. T. et al. The ATLAS Transition Radiation Tracker (TRT) proportional drift tube: design and performance. *Journal of Instrumentation*, v. 3, n. 02, p. P02013, 2008. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1748-0221/3/i=02/a=P02013>>.
- COTTINGHAM, W. N.; GREENWOOD, D. A. *An introduction to the standard model of particle physics*. [S.l.]: Cambridge university press, 2007.
- CUNDY, D.; GILARDONI, S. The Proton Synchrotron (PS): At the Core of the CERN Accelerators. In: *Technology Meets Research: 60 Years of CERN Technology: Selected Highlights*. [S.l.]: World Scientific, 2017. p. 39–85.
- CZODROWSKI, P. *The ATLAS Trigger System: Ready for Run 2*. Geneva, Oct 2015. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2058218>>.
- DAMAZIO, D. Signal processing for the ATLAS liquid argon calorimeter: Studies and implementation. In: IEEE. *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2013 IEEE*. [S.l.], 2013. p. 1–4.
- DEJONG, S. J. The ZEUS second level calorimeter trigger: physics simulation, design and implementation. 1990.

- DESY, C. *HERA Particle physics experiments H1, ZEUS and HERMES*. Acessado em 10 de Novembro de 2019. Disponível em: <http://www.desy.de/research/facilities___projects/hera/index_eng.html>.
- DINIZ, P. S. *Adaptive filtering*. [S.l.]: Springer, 1997.
- DOBLE, N. et al. The super proton synchrotron (sps): A tale of two lives. In: *Technology Meets Research: 60 Years of CERN Technology: Selected Highlights*. [S.l.]: World Scientific, 2017. p. 135–177.
- DONOHO, D. L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, IEEE, v. 41, n. 3, p. 613–627, 1995.
- DUARTE, J. et al. Online energy reconstruction for calorimeters under high pile-up conditions using deconvolutional techniques. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 14, n. 12, p. P12017–P12017, dec 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>
- DUARTE, J. B. d. S. *Estudo de Técnicas de Deconvolução para Reconstrução de Energia online no Calorímetro Hadrônico do ATLAS*. Dissertação (Mestrado) — PPEE UFJF, 2015.
- DUARTE, J. B. d. S. Técnicas de deconvolução aplicadas à estimação de energia online em calorimetria de altas energias em condições de alta taxa de eventos. In: SBA/PPGEE-UFES. *Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática*. [S.l.], 2016. p. 2612–2617.
- DUARTE, J. P. B. S.; ANDRADE FILHO, L. M.; SEIXAS, J. M. Representação esparsa aplicada à estimação online de energia para um calorímetro submetido a uma alta taxa de eventos. In: SBRT. *Anais do XXXV SBrT*. [S.l.], 2017. p. 244–248.
- EDWARDS, D. A.; SYPHERS, M. J. *An introduction to the physics of high energy accelerators*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.
- ELAD, M. *Sparse and redundant representations: from theory to applications in signal and image processing*. [S.l.]: Springer, 2010.
- EVANS, L.; BRYANT, P. LHC machine. *Journal of Instrumentation*, IOP Publishing, v. 3, n. 08, p. S08001, 2008.
- EVANS, L. R. The large hadron collider. In: *Proceedings Particle Accelerator Conference*. [S.l.: s.n.], 1995. v. 1, p. 40–44 vol.1.
- FARIA, M. H. M. et al. In: SBRT. *Anais do XXXV SBrT*. [S.l.], 2017. p. 244–248.

- FERBEL, A. D. T. *Introduction To Nuclear And Particle Physics*. [S.l.]: World Scientific Pub Co Inc, 2003.
- FRANCESCA, D. D. et al. Distributed optical fiber radiation sensing in the proton synchrotron booster at cern. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, p. 1–1, 2018. ISSN 0018-9499.
- FRASSON, F. *Análise comparativa de algoritmos adaptativos que usam estatísticas de alta ordem para equalização de canais esparsos*. Dissertação (Mestrado), 2017.
- FREIRE, P. R. *Pedagogia da Autonomia: Saberes necessários à prática educativa*. [S.l.]: São Paulo: Paz e Terra, 1996.
- FULLANA, E. et al. Digital signal reconstruction in the ATLAS hadronic tile calorimeter. In: *14th IEEE-NPSS Real Time Conference*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 4 pp.
- FULLANA, E. et al. *Optimal Filtering in the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter*. Geneva, 2005. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/816152>>.
- GENTLEMAN, W. M.; KUNG, H. Matrix triangularization by systolic arrays. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. *Real-Time Signal Processing IV*. [S.l.], 1982. v. 298, p. 19–27.
- GHAURI, S. A.; SOHAIL, M. F. System identification using lms, nlms and rls. In: *2013 IEEE Student Conference on Research and Development*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 65–69.
- HAFFNER, J. The CERN accelerator complex. Complexe des accélérateurs du CERN. Oct 2013. General Photo. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1621894>>.
- HAYKIN, S. *Neural networks, a comprehensive foundation*. [S.l.], 1994.
- HAYKIN, S. *Adaptive Filter Theory (3rd Ed.)*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1996. ISBN 0-13-322760-X.
- HERR, W.; MURATORI, B. Concept of luminosity. 2006. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/941318>>.
- HILL, C. et al. *Performance of the CERN Linac 2 with a high intensity proton RFQ*. [S.l.], 1994.
- IWAI, E. *CsI calorimeter for the J-PARC KOTO experiment*. Tese (Doutorado) — Department of Physics, Graduate School of Science Osaka University, 2012.
- J-PARC, C. *About J-PARC*. Acessado em 10 de Novembro de 2019. Disponível em: <<http://j-parc.jp/c/en/about/history.html>>.

JONG, P. J. de. *The measurement of the hadronic energy flow and jet production with the ZEUS calorimeter in deep inelastic scattering events at HERA*. [S.l.], 1993.

JONG-WON, L. *Energy Calibration Method for the KOTO CsI Calorimeter*. Tese (Doutorado) — Osaka University, 2014.

KAY, S. M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. [S.l.]: Pearson, 2013. ISBN 978-81317-2899-4.

KHALIFA, M. O.; ABDELHAFIZ, A. H.; ZERGUINE, A. Sparse channel estimation using adaptive filtering and compressed sampling. In: *2013 International Conference On Computing, Electrical And Electronic Engineering (ICCEEE)*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 144–147.

KIM, S.; OH, W.; KIM, W. An improved method for decision-directed blind equalization algorithm. In: *The 17th Asia Pacific Conference on Communications*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 173–176.

KLIMEK, P. *Signal reconstruction performance with the ATLAS Hadronic Tile Calorimeter*. Geneva, Aug 2012. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1473499>>.

KOWALSKI, M. Sparse regression using mixed norms. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, v. 27, n. 3, p. 303 – 324, 2009. ISSN 1063-5203. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1063520309000608>>.

KUMARI, R.; MEHRA, R.; SHRAMA, L. Effective adaptive noise canceller design using normalized lms. In: *2015 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 571–575.

LAKSHMAN, H. et al. Image recovery using sparse reconstruction based texture refinement. In: *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 786–789.

LAWHORN, J. et al. New method of out-of-time energy subtraction for the CMS hadronic calorimeter. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, v. 1162, p. 012036, jan 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>>

LI, Y.; DING, Z. Global convergence of fractionally spaced godard equalizers. In: *Proceedings of 1994 28th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. [S.l.: s.n.], 1994. v. 1, p. 617–621 vol.1.

LITTLE, J. D. *The ATLAS Tile Calorimeter Phase-II Upgrade Demonstrator Data Acquisition and Software*. Geneva, Sep 2018. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2637201>>.

LIYE, Z.; HONGSHENG, L. Application of the sato blind deconvolution algorithm for correction of the gravimeter signal distortion. In: *2013 Third International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1413–1417.

LU, J. Ultrasonic echo spike detection using 1-regularized sparse deconvolution. In: *2017 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 488–491.

MARCH, L. TileCal Trigger Tower studies considering additional segmentation on the ATLAS upgrade for high luminosity at LHC. Apr 2013. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1544039>>.

MARSHALL, Z.; COLLABORATION, A. Simulation of pile-up in the ATLAS experiment. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, v. 513, n. 2, p. 022024, jun 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>

MCCARTHY, T. G. Upgrade of the atlas liquid argon calorimeters for the high-luminosity lhc. In: IEEE. *2016 IEEE Nuclear Science Symposium, Medical Imaging Conference and Room-Temperature Semiconductor Detector Workshop (NSS/MIC/RTSD)*. [S.l.], 2016. p. 1–7.

MITRA, S. K. *Digital Signal Processing: A Computer Based Approach*. [S.l.]: McGraw-Hill, 1998.

MLYNARIKOVA, M. Performance of the ATLAS hadronic Tile calorimeter. *arXiv preprint arXiv:1709.00100*, 2017.

NAGAL, R.; KUMAR, P.; BANSAL, P. An approach to implement lms and nlms adaptive noise cancellation algorithm in frequency domain. In: *2014 5th International Conference - Confluence The Next Generation Information Technology Summit (Confluence)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 871–876.

OPPENHEIM, V. *Discrete-time signal processing*. [S.l.]: Pearson Education India, 1999.

PALESTINI, S. The muon spectrometer of the atlas experiment. *Nuclear Physics B*, v. 125, p. 337–345, 2003.

PASTORE, F.; COLLABORATION, A. et al. The atlas trigger system: Past, present and future. *Nuclear and Particle Physics Proceedings*, Elsevier, v. 273, p. 1065–1071, 2016.

PEQUENAO, J. Computer Generated image of the ATLAS calorimeter. Mar 2008. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/1095927>>.

PEQUENAO, J. Computer generated image of the whole ATLAS detector. Mar 2008. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1095924>>.

PERALVA, B. S. The tilecal energy reconstruction for collision data using the matched filter. In: IEEE. *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2013 IEEE*. [S.l.], 2013. p. 1–6.

PERRODO, P. The atlas liquid argon calorimetry system. In: ELSEVIER. *Proceedings of the 31st International Conference on High Energy Physics IChep 2002*. [S.l.], 2003. p. 909–912.

PFEIFFER, U. *A Compact Pre-Processor System for the ATLAS Level-1 Calorimeter Trigger*. Tese (Doutorado) — Heidelberg U., 1999.

POLUSHKIN, V. *Nuclear Electronics: Superconducting Detectors and Processing Techniques*. [S.l.]: Wiley, 2004.

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

ROSSI, L.; BRÜNING, O. Introduction to the hl-lhc project. In: *The High Luminosity Large Hadron Collider: The New Machine for Illuminating the Mysteries of Universe*. [S.l.]: World Scientific, 2015. p. 1–17.

SÁNCHEZ, C. A. S.; FERRER, J. A. V.; RODRÍGUEZ, E. H.

Implementation of the ROD Crate DAQ Software for the ATLAS Tile Calorimeter and a Search for a MSSM Higgs Boson decaying into Tau pairs, 2010. Presented on 26 Nov 2010. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/1309926>>.

SANTURIO, E. V.; SILVERSTEIN, S.; BOHM, C. *ATLAS Tile Calorimeter Link Daughter Board*. Geneva, Oct 2018. Disponível em: <<https://cds.cern.ch/record/2644277>>.

SAYED, A. H. *Adaptive filters*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011.

SCHMIDT, B. The high-luminosity upgrade of the LHC: Physics and technology challenges for the accelerator and the experiments. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, v. 706, p. 022002, apr 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>>

SELESNICK, I. Sparse regularization via convex analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 65, n. 17, p. 4481–4494, Sep. 2017.

STARCK, J.-L.; MURTAGH, F.; FADILI, J. M. *Sparse image and signal processing: wavelets, curvelets, morphological diversity*. [S.l.]: Cambridge university press, 2010.

- SUGIYAMA, Y. *Pulse shape discrimination method to suppress neutron-induced background in the J-PARC KOTO experiment*. Tese (Doutorado) — Department of Physics, Graduate School of Science Osaka University, 2016.
- SVENSSON, A. An introduction to adaptive qam modulation schemes for known and predicted channels. *Proceedings of the IEEE*, v. 95, n. 12, p. 2322–2336, Dec 2007.
- TANG, F. et al. Design of the front-end readout electronics for ATLAS tile calorimeter at the sLHC. In: *2010 17th IEEE-NPSS Real Time Conference*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–5.
- TANG, F. et al. Design of the front-end readout electronics for ATLAS tile calorimeter at the sLHC. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, IEEE, v. 60, n. 2, p. 1255–1259, 2013.
- TURALA, M. The atlas semiconductor tracker. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 466, n. 2, p. 243 – 254, 2001. ISSN 0168-9002. 4th Int. Symp. on Development and Application of Semiconductor Tracking Detectors. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900201005356>>.
- TYLMAD, M. Pulse shapes for signal reconstruction in the atlas tile calorimeter. In: IEEE. *Real Time Conference, 2009. RT'09. 16th IEEE-NPSS*. [S.l.], 2009. p. 543–547.
- USAI, G. et al. Signal reconstruction of the atlas hadronic tile calorimeter: implementation and performance. In: IOP PUBLISHING. *Journal of Physics: Conference Series*. [S.l.], 2011. v. 293, n. 1, p. 012056.
- VALERO, A. et al. Dsp online algorithms for the atlas tilecal read-out drivers. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, IEEE, v. 55, n. 1, p. 158–164, 2008.
- VALERO, A. et al. Data acquisition and processing in the ATLAS tile calorimeter phase-II upgrade demonstrator. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, v. 898, p. 032012, oct 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088>
- VAZQUEZ, W. P. *Functional diagram of the ATLAS Trigger and Data Acquisition system in Run 2 showing expected peak rates and bandwidths through each component*. [S.l.], 2017.
- VELTMAN, M. *Facts and mysteries in elementary particle physics*. [S.l.]: World scientific, 2003.
- WIDROW, B. Thinking about thinking: the discovery of the lms algorithm. *IEEE Signal Processing Magazine*, IEEE, v. 22, n. 1, p. 100–106, 2005.

WIGMANS, R. *Calorimetry: Energy Measurement in Particle Physics*, 2nd edition. Oxford University Press, 2018. Disponível em: <<http://www.oxfordscholarship.com/view/10.1093/oso/9780198786351.001.0001/oso-9780198786351>>.

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

XU, H.; GONG, D.; CHIU, Y. On the performance of linear optimal filter and wiener filter for signal detection in liquid ionization calorimeters. In: IEEE. *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2014 IEEE*. [S.l.], 2014. p. 1–6.

ZAMANTZAS, C.; VIÀ, C. D.; DEHNING, B.

The Real-Time Data Analysis and Decision System for Particle Flux Detection in the LHC Accelerator at CERN., 2006. Presented on 28 Feb 2006. Disponível em: <<http://cds.cern.ch/record/976628>>.

ANEXO A – Lema da Fatoração Matricial

Dadas duas matrizes de dimensão N por M , \mathbf{A} e \mathbf{B} , com $N \leq M$, o lema da fatoração matricial estabelece que:

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^H = \mathbf{B}\mathbf{B}^H \quad (\text{A.1})$$

se, e somente, se existe uma matriz unitária Θ tal que:

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}\Theta \quad (\text{A.2})$$

Assumindo a condição da Equação A.2, é simples encontrar que:

$$\mathbf{B}\mathbf{B}^H = \mathbf{A}\Theta\Theta^H\mathbf{A}^H \quad (\text{A.3})$$

Da definição de matrizes unitárias, tem-se:

$$\Theta\Theta^H = \mathbf{I} \quad (\text{A.4})$$

onde \mathbf{I} é a matriz identidade. Assim, a Equação A.3 se reduz facilmente à Equação A.1.

Por outro lado, a igualdade descrita na Equação A.1 implica que as matrizes \mathbf{A} e \mathbf{B} devam ser relacionadas. A implicação inversa pode ser provada com o lema da fatoração matricial, fazendo o uso do teorema da decomposição em valores singulares, a matriz \mathbf{A} pode ser fatorada como:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}_A \sum_A \mathbf{V}_A^H \quad (\text{A.5})$$

onde \mathbf{U}_A e \mathbf{V}_A são, respectivamente, matrizes unitárias N por N e M por M , e o somatório \sum_A é uma matriz N por M definida pelos valores singulares da matriz \mathbf{A} . Fazendo o mesmo procedimento de fatoração para a matriz \mathbf{B} :

$$\mathbf{B} = \mathbf{U}_B \sum_B \mathbf{V}_B^H. \quad (\text{A.6})$$

Por meio da Equação A.1, implica que tem-se:

$$\mathbf{U}_A = \mathbf{U}_B \quad (\text{A.7})$$

e

$$\sum_A = \sum_B \quad (\text{A.8})$$

portanto:

$$\Theta = \mathbf{V}_A \mathbf{V}_B^H \quad (\text{A.9})$$

Então, usando as Equações A.5 e A.9 para avaliar o produto matricial $\mathbf{A}\Theta$, o resultado obtido é igual à matriz \mathbf{B} em virtude das Equações A.6 a A.8. Que é o resultado preciso da implicação inversa do lema da fatoração matricial (HAYKIN, 1996).

APÊNDICE A – Produção Bibliográfica

Artigos em Congressos Nacionais

1. FARIA, M. H. M.; ANDRADE FILHO, L. M.; DUARTE, J. P. B. S.; SIMAS FILHO, E. F.; SEIXAS, J. M., “Detecção de Sinal em Calorimetria de Altas Energias Utilizando Redes Neurais Artificiais”. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática CBA 2016
2. TEIXEIRA, M. V.; ANDRADE FILHO, L. M.; CERQUEIRA, A. S.; SEIXAS, J. M.; DUARTE, J. P. B. S., “Estudos Sobre A Implementação Online Para Estimacão De Energia No Tilecal Em Cenários De Alta Luminosidade”. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática CBA 2016
3. LUIZ, I. A. S.; SIMAS FILHO, E. F.; FARIAS, P. C. M. A.; BECK, M.; ANDRADE FILHO, L. M.; DUARTE, J. P. B. S.; SEIXAS, J. M., “Sistema para Redução da Sobreposição de Sinais em Calorimetria de Altas Energias em Operação com Alta Taxa de Eventos”. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática CBA 2016
4. DUARTE, J. P. B. S.; ANDRADE FILHO, L. M.; SIMAS FILHO E. F.; SEIXAS, J. M., “Técnicas de deconvolução aplicadas à estimacão de energia online em calorimetria de altas energias em condições de alta taxa de eventos”. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática CBA 2016
5. DUARTE, J. P. B. S.; ANDRADE FILHO, L. M.; SEIXAS, J. M., “Representação Esparsa Aplicada à estimacão Online de Energia para um Calorímetro Submetido a uma Alta taxa de Eventos”. Anais do XXXV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES E PROCESSAMENTO DE SINAIS - SBrT 2017, 2017, São Pedro - SP. XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2017
6. FARIA, M. H. M.; ANDRADE FILHO, L. M.; DUARTE, J. P. B. S.; SEIXAS, J. M., “Redes neurais para filtragem inversa com aplicacão em calorímetros operando a alta taxa de eventos”. Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2017, São Pedro - SP. XXXV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES E PROCESSAMENTO DE SINAIS - SBrT 2017, 2017. p. 403-407.
7. TEIXEIRA, T. A.; DUARTE, J. P. B. S.; ANDRADE FILHO, L. M.; SEIXAS, J. M., “Implementacão em FPGA de um Método Recursivo de Deconvolução para Reconstrucão de Energia no Calorímetro do ATLAS. ”Anais do XXXVI Simpósio

Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2018, Campina Grande -PB. XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2018.

8. LUZ, I. A. S.; DUARTE, J. P. B. S.; SIMAS FILHO, E. F.; FARIAS, P. C. M. A.; ANDRADE FILHO, L. M.; SEIXAS, J. M., “Circuito Digital para Redução da Sobreposição de Sinais num Detector de Partículas. ”Anais do XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2018, Campina Grande -PB. XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2018.

Artigos Aceitos para Publicação em periódicos

DUARTE, J. P. B. S.; ANDRADE FILHO, L. M.; SIMAS FILHO, E. F.; FARIAS, P. C. M. A. ; SEIXAS, J. M., “Online Energy Reconstruction for Calorimeters Under High Pile-up Conditions Using Deconvolutional Techniques ”. Journal of Instrumentation JINST.

Artigos em Periódicos previstos para submissão em curto prazo

FARIA, M. H. M.; ANDRADE FILHO, L. M.; DUARTE, J. P. B. S.; SEIXAS, J. M., “Neural networks for inverse filtering with application in high energy calorimeters operating at high event rate ”. Journal of Communication and Information Systems JCIS.