

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

Afonso Henrique Souza de Almeida

Dissertação de Mestrado: Equalização Não-Linear Supervisionada de Transformadores
de Medição para Aplicações em Qualidade de Energia

Juiz de Fora

2024

Afonso Henrique Souza de Almeida

Dissertação de Mestrado: Equalização Não-Linear Supervisionada de Transformadores de Medição para Aplicações em Qualidade de Energia

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Matemática. Área de concentração:

Orientador: Prof. Dr. Sc. Carlos Augusto Duque

Coorientador: Prof. Dr. Eng. Leandro Rodrigues Manso Silva

Juiz de Fora

2024

Afonso Henrique Souza de Almeida

Equalização Não-Linear Supervisionada de Transformadores de Medição para Aplicações em Qualidade de Energia

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

Aprovada em 19 de junho de 2024.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Carlos Augusto Duque - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Leandro Rodrigues Manso Silva - Coorientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Luciano Manhães de Andrade Filho

Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira

Universidade Federal de Lavras

Juiz de Fora, 21/05/2024.



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Augusto Duque, Coordenador(a)**, em 19/06/2024, às 16:20, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Leandro Rodrigues Manso Silva, Professor(a)**, em 19/06/2024, às 16:20, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luciano Manhaes de Andrade Filho, Professor(a)**, em 19/06/2024, às 16:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Danton Diego Ferreira, Usuário Externo**, em 19/06/2024, às 16:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1810986** e o código CRC **05AB1253**.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que de alguma forma contribuíram ao longo do percurso trilhado até a conclusão deste trabalho, em especial:

Aos meus pais, Murilo e Cristiane, por desde o início me apoiarem nas decisões mais peculiares que eu decidia.

Aos meus avós, Teresa e Vicente, por todo apoio fornecido até chegar aqui.

À minha avó, Eloá, por sempre me prover forças mesmo tão distante.

Agradeço a minha namorada, Maria Luíza, por ser um pilar importante para conseguir chegar até aqui.

Aos meus amigos, por me suportarem ao longo de todo o trabalho e não desistirem de mim.

Agradeço aos professores Carlos Duque e Leandro Manso por toda a ajuda, paciência e dedicação ao longo desta etapa.

À banca examinadora, pela extrema paciência por avaliar este trabalho.

Agradeço à Lupa Tecnologia, por fornecer o laboratório utilizado para os ensaios.

Agradeço à Embraer, pela flexibilidade fornecida para conseguir alcançar a conclusão deste trabalho.

Agradeço à UFJF e NIPS por toda infraestrutura fornecida que permitiu o desenvolvimento do trabalho.

RESUMO

A Equalização de Canal engloba um conjunto de técnicas avançadas de processamento de sinais, essenciais em sistemas onde o meio de propagação interfere na informação transmitida através do canal. Sua aplicação visa mitigar os efeitos adversos causados por distorções em canais de comunicação, como atenuação, interferência, dispersão e não linearidades. A equalização é crucial para a Qualidade de Energia, considerando que o canal não apresenta uma resposta constante no domínio da frequência e portanto, distorce os componentes harmônicos e conseqüentemente o próprio sinal sendo transmitido. Em redes de média e alta tensão do sistema elétrico de potência, os transformadores de instrumentação desempenham um papel vital. Eles reduzem a magnitude dos sinais de tensão e corrente para níveis compatíveis com os equipamentos de medição. Esses transformadores, de custo elevado e projetados para longa vida útil, estão presentes em todas as subestações de energia e foram projetados para ter boa acurácia para a medição do componente fundamental e, portanto, não são adequados para a medição dos componentes harmônicos, podendo apresentar erros de magnitudes e fases maiores que 100%. Uma possibilidade de aproveitar esses transformadores para a utilização de medição de componentes harmônicos, ou para a aquisição de formas de ondas com distorção reduzida, é a utilização de equalização adaptativa. Este procedimento, pouco explorado na literatura para a melhoria dos transformadores de instrumentação (TI), é investigado nesta dissertação. Embora existam alguns poucos trabalhos de equalização adaptativa linear, este trabalho apresenta uma abordagem utilizando equalização adaptativa não linear. Deste modo, este trabalho apresenta o estudo de técnicas não lineares para tornar a equalização dos transformadores de instrumentação mais robusta. As técnicas investigadas incluem a Série de Volterra, a rede IIR Bilinear na forma de equação à diferença e as redes neurais. A motivação do uso da equalização não linear não está em equalizar as características não lineares dos canais, pois os canais utilizados neste trabalho são ainda lineares, mas sim, superar algumas restrições dos equalizadores lineares, como por exemplo, a necessidade de canal de fase mínima. Também se espera, com o uso da equalização não linear, melhorar a resposta em frequência do canal equalizado. Para quantificar a estabilidade do algoritmo, é observado o Erro Médio Quadrático (MSE), enquanto a precisão dos equalizadores é medida pela métrica do Erro Total do Vetor (TVE). Nos cenários estudados, a técnica Bilinear apresentou os melhores resultados em média, mantendo o TVE abaixo de 3% nos ensaios práticos. Todos os algoritmos utilizaram o processo supervisionado, necessitando, portanto, de um sinal de referência para o processo de equalização.

Palavras-chave: Serie de Volterra; Rede Bilinear; Equalização Não Linear Supervisionada; Filtragem Adaptativa; Rede Multilayer Perceptron.

ABSTRACT

Channel Equalization encompasses a set of advanced signal processing techniques that are essential in systems where the propagation medium interferes with the information transmitted through the channel. Its application aims to mitigate the adverse effects caused by distortions in communication channels, such as attenuation, interference, dispersion, and nonlinearities. Equalization is crucial for Power Quality, considering that the channel does not exhibit a constant response in the frequency domain and therefore distorts the harmonic components and, consequently, the transmitted signal itself. In medium and high voltage networks of the power system, instrumentation transformers play a vital role. They reduce the magnitude of voltage and current signals to levels compatible with measuring equipment. These transformers, which are costly and designed for long service life, are present in all power substations and are designed to have good accuracy for measuring the fundamental component. Therefore, they are not suitable for measuring harmonic components and can present errors in magnitude and phase greater than 100%. One possibility to utilize these transformers for measuring harmonic components or acquiring waveforms with reduced distortion is to use adaptive equalization. This procedure, which is rarely explored in the literature for improving instrumentation transformers (TI), is investigated in this dissertation. Although there are a few works on linear adaptive equalization, this study presents an approach using nonlinear adaptive equalization. Thus, this work presents the study of nonlinear techniques to make the equalization of instrumentation transformers more robust. The techniques investigated include the Volterra Series, Bilinear IIR network in the difference equation form, and neural networks. The motivation for using nonlinear equalization is not to equalize the nonlinear characteristics of the channels, as the channels used in this work are still linear, but rather to overcome some restrictions of linear equalizers, such as the need for a minimum phase channel. It is also expected that using nonlinear equalization will improve the frequency response of the equalized channel. To quantify the stability of the algorithm, the Mean Squared Error (MSE) is observed, while the accuracy of the equalizers is measured by the Total Vector Error (TVE) metric. In the studied scenarios, the Bilinear technique presented the best results on average, keeping the TVE below 3% in practical tests. All algorithms used a supervised process, thus requiring a reference signal for the equalization process.

Keywords: Volterra Series; Bilinear Network; Supervised Nonlinear Equalization; Adaptive Filtering; Multilayer Perceptron Network.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Diagrama de blocos do Equalizador de Canal	18
Figura 2 – Diagrama de Blocos de um Filtro	24
Figura 3 – Diagrama de Blocos do Filtro Adaptativo	30
Figura 4 – Diagrama de Blocos do Mapeamento do Canal do Equalizador Não Linear Utilizando Multilayer Perceptron	39
Figura 5 – Núdulo interno do neurônio.	39
Figura 6 – Funções de Ativação $F(z)$	40
Figura 7 – Topologia da Rede Feedforward MLP.	41
Figura 8 – Diagrama de blocos de execução das etapas de treinamento (etapa 1) e equalização (etapa 2).	43
Figura 9 – Diagrama de Blocos do Algoritmo Genético.	44
Figura 10 – Fluxograma do Otimizador.	47
Figura 11 – Sub-janelamento para calculo do TVE.	47
Figura 12 – Diagrama de Blocos do Equalizador Não Linear.	48
Figura 13 – Diagrama de blocos de execução das etapas de treinamento (etapa 1) e equalização (etapa 2). Levando em consideração a utilização da Rede Neural.	48
Figura 14 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.	51
Figura 15 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.	51
Figura 16 – Média da convergência do MSE das técnicas para 100 repetições.	53
Figura 17 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo.	54
Figura 18 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.	54
Figura 19 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica.	55
Figura 20 – Média do TVE para cada técnica.	56
Figura 21 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.	57
Figura 22 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.	57
Figura 23 – Média da convergência do MSE das técnicas para 100 repetições.	58
Figura 24 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo. Eixo horizontal é representado pelo número de amostras do sinal no tempo (n) e o eixo vertical pela amplitude do sinal (V).	59
Figura 25 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.	60
Figura 26 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica.	60
Figura 27 – Média do TVE do canal equalizados por cada técnica.	61
Figura 28 – Circuito equivalente Transformador 1	62
Figura 29 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.	62
Figura 30 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.	63

Figura 31 – Média da convergência do MSE normalizado das técnicas para 100 repetições.	64
Figura 32 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo.	65
Figura 33 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.	65
Figura 34 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica para 100 repetições.	66
Figura 35 – Média do TVE do canal equalizados por cada técnica para 100 repetições.	66
Figura 36 – Circuito equivalente Transformador 2	67
Figura 37 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.	68
Figura 38 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.	68
Figura 39 – Média da convergência do MSE normalizado das técnicas para 100 repetições.	69
Figura 40 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo.	70
Figura 41 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.	70
Figura 42 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica para 100 repetições.	71
Figura 43 – Média do TVE do canal equalizados por cada técnica para 100 repetições.	71
Figura 44 – Circuito esquemático LTSpice	73
Figura 45 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.	74
Figura 46 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.	74
Figura 47 – Média da convergência do MSE das técnicas para 26 repetições.	76
Figura 48 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo. O eixo Y é representado pelo valor da amplitude em (V) e o eixo X representado pelas amostras no tempo.	76
Figura 49 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.	77
Figura 50 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica para 26 repetições.	77
Figura 51 – Média do TVE do canal equalizado por cada técnica para 26 repetições. Primeiro gráfico representa o TVE sem equalização. Os eixos X é representado pela frequência em Hz e o eixo Y a porcentagem do TVE.	78
Figura 52 – Circuito do ensaio de média tensão.	79
Figura 53 – Ensaio média tensão.	79
Figura 54 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.	80
Figura 55 – MSE Normalizado 30dB.	81
Figura 56 – MSE Normalizado 40dB.	81
Figura 57 – MSE Normalizado 50dB.	82
Figura 58 – Diagrama de Blocos de um Filtro estocástico.	89

Figura 59 – Diagrama de Blocos do Filtro Adaptativo 91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o canal fase mínima	52
Tabela 2 – Parâmetros RLS Linear para o canal de fase mínima	52
Tabela 3 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o canal fase mista	57
Tabela 4 – Parâmetros RLS Linear para o canal fase mista	58
Tabela 5 – Tabela de valores dos componentes do circuito equivalente do Transformador 1.	62
Tabela 6 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o transformador 1	63
Tabela 7 – Parâmetros RLS Linear para o transformador 1	63
Tabela 8 – Tabela de valores dos componentes do circuito equivalente do Transformador 2.	67
Tabela 9 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o Transformador 2	69
Tabela 10 – Parâmetros RLS Linear para o transformador 2	69
Tabela 11 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o circuito RLC bancada	75
Tabela 12 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o circuito média tensão - SNR 30dB, 40dB e 50dB	80
Tabela 13 – Tabela da resposta em frequência, foco na amplitude em decibéis, para os ensaios em média tensão.	83
Tabela 14 – Tabela da resposta em frequência, foco na fase em graus, para os ensaios em média tensão	83
Tabela 15 – Tabela de TVE para os ensaios em média tensão, valores em porcentagem.	84

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG Algoritmo Genético

LMS *Least Mean Square*

RLS *Recursive Least Square*

MLP *Multilayer Perceptron*

IIR *Infinite Impulse Response*

FIR *Finite Impulse Response*

MSE *Mean Square Error*

TVE *Total Error Vector*

BIL Bilinear

VRLS Filtro Equalizador Volterra RLS

VLMS Filtro Equalizador Volterra LMS

BRLS Filtro Equalizador Bilinear RLS

RMS *Root Mean Square*

FPGA *Field-Programmable Gate Array*

THD *Total Harmonic Distortion*

SNR *Signal to Noise*

IEEE *Institute of Electrical and Electronic Engineers*

TI Transformador de Instrumentação

SEP Sistemas Elétricos de Potência

QEE Qualidade de Energia Elétrica

IEC *International Electrotechnical Commission*

LTI Linear e Invariante no Tempo

FOB Função Objetivo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	IDENTIFICAÇÃO DO PROBLEMA	15
1.2	MOTIVAÇÃO	15
1.3	OBJETIVOS	16
1.4	PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA	16
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	18
2.1	EQUALIZAÇÃO DE CANAL	18
2.2	ESTADO DA ARTE	20
2.3	CONCLUSÕES PARCIAIS	23
3	FILTRAGEM ADAPTATIVA NÃO LINEAR PARA EQUALIZAÇÃO DE TRANSFORMADORES DE INSTRUMENTAÇÃO	24
3.1	FILTRO ADAPTATIVO LINEAR	24
3.1.1	<i>LEAST MEAN SQUARE</i>	25
3.1.2	<i>RECURSIVE LEAST SQUARE</i>	27
3.2	FILTRO ADAPTATIVO NÃO-LINEAR	30
3.2.1	SÉRIE DE VOLTERRA	31
<i>3.2.1.1</i>	FILTRO DE VOLTERRA <i>LEAST MEAN SQUARE</i>	32
<i>3.2.1.2</i>	FILTRO DE VOLTERRA <i>RECURSIVE LEAST SQUARE</i>	34
3.2.2	EQUAÇÃO A DIFERENÇA (REDE BILINEAR)	36
<i>3.2.2.1</i>	FILTRO BILINEAR	36
3.2.3	MULTILAYER PERCEPTRON	39
3.3	TOTAL ERROR VECTOR	42
3.4	METODOLOGIA PROPOSTA	43
3.4.1	ALGORITMO GENÉTICO	43
3.4.2	PRIMEIRA FASE	46
3.4.3	SEGUNDA FASE	47
3.5	CONCLUSÕES PARCIAIS	48
4	RESULTADOS SIMULAÇÃO	50
4.1	SIMULAÇÃO DE CANAIS A PARTIR DA FUNÇÃO TRANSFERÊNCIA	50
4.1.1	CANAL FASE MÍNIMA	50
4.1.2	CANAL FASE MISTA	56
4.2	SIMULAÇÃO DE TRANSDUTORES	61
4.2.1	MODELO TRANSFORMADOR 1	61
4.2.2	MODELO TRANSFORMADOR 2	67
4.2.3	CONCLUSÕES PARCIAIS	72

5	RESULTADOS EXPERIMENTAIS DA EQUALIZAÇÃO NÃO LI- NEAR	73
5.1	CANAL RLC	73
5.2	ENSAIO EM MÉDIA TENSÃO	78
5.3	CONCLUSÕES PARCIAIS	84
6	CONCLUSÃO	86
6.1	TRABALHOS FUTUROS	87
	APÊNDICE A – Inversão de Matriz	88
	APÊNDICE B – FILTRO DE WIENER	89
	Referências	92

1 INTRODUÇÃO

A expansão dos Sistemas Elétricos de Potência (SEP) é fundamental para acompanhar o crescimento da demanda por energia e integrar fontes renováveis de forma eficiente e sustentável. Garantir os estudos relacionados à Qualidade de Energia Elétrica (QEE) é essencial para o funcionamento estável e seguro de sistemas elétricos modernos.

As cargas acopladas ao SEP contribuem para o aumento nos índices de QEE, visto que drenam correntes com diferentes formas de distorção, não puramente senoidal, da rede elétrica. Tais cargas podem ser essencialmente capacitiva, indutiva, resistiva ou circuitos chaveados que geram harmônicos e inter-harmônicos na rede, por exemplo, inversores de frequência, reatores eletrônicos, motor de indução, entre outros.

Um elemento essencial para mensurar os parâmetros de tensão e corrente do SEP, são os transformadores de medição, que tipicamente produzem no secundário valores normalizados em 120V e 5A, que são níveis tradicionais nos sistemas de proteção, medição e controle em subestações de energia elétrica. A norma *International Electrotechnical Commission* (IEC) 61869-1 (IEC, 2012) tem o propósito de fornecer orientações gerais sobre o uso dos transformadores de instrumentação. Neste conjunto de normas, ressalta-se que limites de 5% de erro na magnitude e 5 graus de erro no deslocamento de fase até o 50º harmônico são estabelecidos como aceitáveis.

Ainda nesse cenário, o transdutor utilizado para mensurar o sinal pode não ser invariante no tempo podendo, então, distorcer a resposta em frequência para as harmônicas do sinal e gerando falsas variações nas leituras no *Total Harmonic Distortion* (THD) do sinal e, conseqüentemente, fornecendo leituras errôneas para os algoritmos de agregação necessários para atender a norma de qualidade de energia mencionada anteriormente. Além disso, para um sistema trifásico, com 3 transdutores distintos, ao realizar a conversão do sinal de interesse podem ocorrer variações entre as fases e interferir novamente nos parâmetros de qualidade de energia.

Entendido a necessidade de garantir precisão para extrair as informações de corrente e tensão do SEP, precisa-se levar em consideração que o transdutor está imerso a variações climáticas, desgastes do núcleo ferromagnético, entre outros, que podem distorcer sua resposta em frequência dentro da faixa de 3kHz, e conseqüentemente, inserindo informações que não são representativas da QEE. Para mitigar esse erro, uma alternativa mais econômica, envolve equalizar a resposta em frequência do transformador e corrigir as grandezas de interesse.

No cenário de qualidade de energia, a precisão da aquisição do sinal é de suma importância pois ao se basear em normas tal como a IEC 61000-4-30 (IEC, 2015), onde um equipamento pode ter sua classificação entre classes S, A ou B dependendo da precisão dos algoritmos de análise no espectro da frequência. A utilização de abordagens de

processamento de sinais refinado em sistemas embarcados em *Field-Programmable Gate Array* (FPGA), como a equalização de canal, pode ser de grande adição (LUIZ, 2021; LEGARRETA; FIGUEROA; BORTOLIN, 2011).

1.1 IDENTIFICAÇÃO DO PROBLEMA

Como dito anteriormente, o impacto do transdutor utilizado pode ser substancialmente relevante para a análise em qualidade de energia. Como o sistema elétrico de potência brasileiro é um sistema antigo e oneroso, é comum a prática do uso de transformadores de potência antigos, contribuindo para a aparição de elementos ressonantes devido ao desgaste do componente como observado nos transformadores (SAMESIMA; DE OLIVEIRA; DIAS, 1991; FUENTES; QUEZADA, 2000).

A característica do transformador pode variar dependendo da carga na qual o transformador opera, dependendo de quão perto ou longe a operação está em relação à histerese magnética, a variação da temperatura ao longo do dia, o desgaste do transformador devido ao tempo de uso. Esses, e outros fatores, podem distorcer de forma não linear o sinal de interesse. Portanto, a abordagem de filtragem tradicional pode não ser a melhor escolha nesses cenários por não considerar as variações físicas que podem ocorrer no transdutor.

1.2 MOTIVAÇÃO

No presente trabalho, as motivações que guiaram a pesquisa estão relacionadas à utilização das técnicas não lineares de filtragem adaptativa no sistema elétrico de potência, contribuindo para a melhoria da qualidade do sinal equalizado. Com isso, a utilização de técnicas que levam em consideração essa parte não linear como a Série de Volterra, Rede Bilinear e o Multilayer Perceptron são utilizados para caracterizar as não-linearidades do sistema. Com isso, pode se ganhar uma precisão ainda maior em casos aonde o transdutor possui uma resposta em frequência com característica de fase mínima ou mista em comparação a utilização de técnicas puramente lineares.

Na literatura, a equalização de um canal está ligada a algoritmos como o *Least Mean Square* (LMS) e o *Recursive Least Square* (RLS), neste trabalho é feita uma análise para esses algoritmos aliados às técnicas não lineares de forma a aumentar a robustez da equalização no cenário de medições em sistemas de potência

O foco é corrigir a influência do transformador na leitura do sinal além de validar os algoritmos não-lineares, portanto, a abordagem adotada será a equalização supervisionada que será melhor explicada posteriormente.

1.3 OBJETIVOS

A proposta deste trabalho visa utilizar algoritmos de filtragem adaptativa, como o Mínimos Quadrados Recursivo (WANG, L. et al., 2011) e o LMS (DIXIT; NAGARIA, 2017), associados a técnicas não lineares, como Serie de Volterra (BOYD; CHUA; DESOER, 1984), Rede Bilinear (MA, G.-K.; LEE; MATHEWS, V. J., 1994) e Rede Neural (BURSE; YADAV; SHRIVASTAVA, 2010), para equalizar os Transformadores de Instrumentação.

É importante salientar que essa equalização não se restringe apenas às frequências harmônicas, mas abrange todo o espectro de interesse. Como resultado, o transformador equalizado pode ser usado tanto para a medição de harmônicos, incluindo magnitude e deslocamento de fase, quanto para a aquisição precisa de formas de onda. Desta forma, tem-se o objetivo de apresentar uma solução que melhore a acurácia dos Transformador de Instrumentação (TI) ao levar em consideração a capacidade de adaptabilidade do filtro equalizador não linear.

Para alcançar os objetivos descritos acima, propõe-se:

- Apresentar uma revisão de técnicas de equalização não lineares.
- Evidenciar a redução do erro de medição utilizando as técnicas de equalização não-lineares através do *Total Error Vector* (TVE).
- Validar os métodos propostos a partir de simulações e ensaios obtidos em laboratório.

1.4 PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA

Como resultado das pesquisas realizadas durante esse período, os seguintes trabalhos foram publicados:

- 1 ALMEIDA, Afonso et al. Transformer Equalization based on Non-linear Adaptive Filtering. In: 2024 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), 2024, Seattle, Washington. - Submetido e aceito.
- 2 RESENDE, Denise et al. Equalização Adaptativa Cega de Canais para Correção de Erros em Transformadores de Instrumentação. In: ANAIS DA XV CONFERÊNCIA BRASILEIRA SOBRE QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA, 2023, São Luís. Anais eletrônicos... Campinas, Galoá, 2023.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em 6 Capítulos. O Capítulo 2 trata de uma revisão bibliográfica e estado da arte.

O Capítulo 3 aborda as duas principais técnicas de filtragem adaptativa linear, explorando o algoritmo Least Mean Square e Recursive Least Square, e abordando as técnicas de filtragem adaptativa não-lineares: Serie de Volterra, a Rede Bilinear e a Multilayer Perceptron. Além disso, aborda os conceitos básicos sobre Algoritmo Genético com foco na resolução dos problemas citados por cada algoritmo de equalização e a métrica de comparação entre técnicas utilizada por este trabalho, o TVE.

No Capítulo 4, são apresentados os resultados de cada técnica de forma individual, obtidos por meio da implementação computacional de cada técnica simulada para canais de fase mínima, fase não mínima e fase mista, bem como para simulações utilizando modelos de transformadores.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos em laboratório dos métodos estudados.

Por fim, no Capítulo 6, será apresentado as conclusões do trabalho, limitações observadas e pontos relevantes para continuidade da pesquisa.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo, inicialmente, descreve o problema de equalização e mostrará algumas técnicas de solução para esse problema. Logo em seguida, será apresentada uma breve revisão dos artigos científicos publicados que tangenciam o tema, mostrando o impacto que a precisão dos transformadores de instrumentação exercem sobre os parâmetros de QEE.

2.1 EQUALIZAÇÃO DE CANAL

A equalização de canal é um procedimento técnico empregado em sistemas de comunicação e transmissão de sinais, cujo objetivo fundamental consiste na mitigação de distorções e atenuações seletivas introduzidas pelo canal de transmissão. Este processo visa ajustar as características de resposta em frequência do canal, por meio da aplicação de técnicas e algoritmos específicos de modo a otimizar a fidelidade da reprodução do sinal original (DOUGLAS, 2017). O estudo aprofundado das técnicas de equalização contribui para a compreensão dos desafios inerentes à transmissão de sinais em condições adversas, promovendo avanços significativos na otimização do desempenho de sistemas de comunicação e transmissão de dados, como por exemplo no cancelamento de ruído (DIXIT; NAGARIA, 2017), suprimir a distorção na forma de onda telefone móvel digital de rádio (PROAKIS, 1991).

A implementação das técnicas para equalização de canal implica, usualmente, na utilização de equalizadores lineares ou não lineares e estratégias adaptativas que visam compensar de maneira eficaz as perturbações impostas pelo meio de transmissão. O diagrama de blocos que reflete a equalização de canal (linear e não-linear) é mostrado na Figura 1, cada bloco é explicado ao decorrer dos Capítulos 3 e 4.

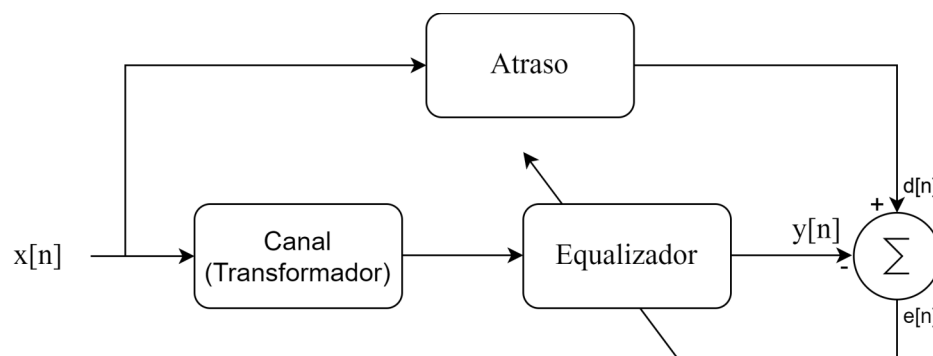


Figura 1 – Diagrama de blocos do Equalizador de Canal

Existem dois ramos para solucionar o problema da filtragem adaptativa para equalização de canal, de forma supervisionada e de forma não-supervisionada. Ao utilizar

as características estacionárias do sinal desejado e a resposta deste sinal ao se relacionar com o canal, é definido que a equalização é supervisionada (YANG et al., 2021). Entretanto, se não for viável se obter o sinal desejado para realizar o processo de adaptação, parte-se da premissa da existência de algum conhecimento estatístico sobre o sinal de entrada, um caso particular é a correlação do sinal distorcido com o ruído branco gaussiano para criar o processo de equalização, definido como equalização não-supervisionada (QURESHI, 1985; HASSAN, 2021). Estudos envolvendo ruídos não-gaussianos na equalização não supervisionada, conhecida como equalização cega, também são encontrados (MA, J.; QIU; TIAN, 2020).

Equalizadores lineares, tradicionalmente baseados em técnicas que utilizem filtros *Finite Impulse Response* (FIR), são empregados para atenuar seletivamente componentes de frequência que sofreram degradação durante a transmissão. Por outro lado, equalizadores não lineares, como equalizadores baseados em redes neurais (CHEMWENO; NDUNG’U; OUMA, 2017; MEI; WANG, Z.; HU, 2022), rede bilinear (MA, G.-K.; LEE; MATHEWS, V., 1994; FORSSEN, 1993; ADAPTIVE. . . , 2018) e serie de Volterra (FENG et al., 2023) buscam modelar relações não lineares entre as frequências, ampliando as capacidades de correção em contextos mais complexos.

A estratégia de equalização adaptativa, por sua vez, representa uma abordagem dinâmica e sensível às condições variáveis do canal de transmissão. Por meio da adaptação contínua dos parâmetros do filtro resultante, essa estratégia visa otimizar a resposta em frequência de forma a compensar as flutuações inerentes ao meio. Algoritmos adaptativos, como o LMS (JYOTHI; GORANTLA; KUDITHI, 2020) e o RLS (SHI; SHEN; CHEN, B., 2022), são comumente empregados para implementar essa adaptação contínua.

O atraso é uma característica necessária do processo de equalização, variando conforme a ordem do filtro FIR e também com a resposta ao impulso do canal que se deseja equalizar. Apesar de não ser o foco deste trabalho, a determinação do atraso pode alterar o comportamento da filtragem adaptativa.

Portanto, a implementação bem-sucedida de técnicas de equalização de canal é intrinsecamente associada à seleção criteriosa e à parametrização adequada de filtros adaptativos, equalizadores lineares ou não lineares e estratégias adaptativas. Esses elementos convergem para a consecução do objetivo inicial de mitigar de maneira eficaz as perturbações inerentes ao meio de transmissão, viabilizando assim a transmissão confiável e a reprodução fiel dos sinais originais em sistemas de comunicação. Com o intuito de auxiliar a escolha dos parâmetros de cada uma das abordagens estudadas, os algoritmos de otimização bio-inspirada ganham mais destaque ao longo dos anos. Técnicas como otimização da matilha de lobos (BANERJEE; BISWAS; GANGOPADHYAYA, 2021) e algoritmo genético (MERABTI; MASSICOTTE, 2014) são utilizadas para aumentar a performance dos equalizadores ao otimizar os parâmetros de filtros IIR (PEPE et al., 2022)

- visto que a definição dos parâmetros é uma tarefa onerosa.

É importante destacar que desafios similares são enfrentados na equalização de canal em instrumentação para condicionar sinais de potência (MISHRA; WILSON; PANIGRAHI, 2019). Em aplicações que envolvem medição, monitoramento ou controle de sistemas elétricos e eletrônicos de alta potência, os canais de instrumentação podem ser afetados por não linearidades devido a características intrínsecas dos dispositivos de medição, amplificadores de sinal e sistemas de aquisição de dados. Um exemplo comum é o uso de transformadores de corrente e transformadores de tensão, amplamente empregados na instrumentação para condicionar sinais de potência, que podem introduzir não linearidades devido à saturação magnética e outras características não lineares inerentes a esses dispositivos (GREENE; GROSS, 1988). Essas não linearidades podem distorcer as medições dos sinais e as análises, comprometendo a precisão e a confiabilidade dos equipamentos.

Para quantificar o processo de equalização, algumas técnicas vem ganhando destaque ao serem utilizadas como base do cálculo do erro da equalização do sinal, como por exemplo a entropia do erro mínima (QIAN et al., 2024), enquanto o *Mean Square Error* (MSE), é mais difundido na literatura ao fornecer informações em relação a média quadrática das amostras para cada técnica implementada (DINIZ et al., 1997). De uma perspectiva diferente das métricas citadas, onde se observa o resultado completo da filtragem adaptativa, o TVE auxiliará na análise do comportamento do sinal resultante levando em consideração a fase e a amplitude. (MINGOTTI; COSTA et al., 2021)

2.2 ESTADO DA ARTE

Os transformadores de instrumentação são essenciais nos sistemas de medição de energia elétrica, pois possibilitam a conversão precisa de sinais de alta tensão e corrente em níveis adequados para medição e controle. Contudo, a precisão das medições de energia está diretamente ligada à qualidade dos TI (BUDOVSKY, 2020) e eventuais erros provenientes desses dispositivos (CROTTI; D'AVANZO et al., 2021) podem ter impactos significativos em termos de faturamento, qualidade da energia e segurança do sistema. Assim, entender e corrigir os erros associados aos TI é fundamental para assegurar medições confiáveis e precisas nos sistemas elétricos.

Obter as medidas de tensão e de corrente com o mínimo de erro possível é não apenas uma preocupação técnica, mas também econômica. Isso se deve ao fato de que, ao longo das fases de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, as medições são realizadas pelo menos três vezes. Assim, a precisão das medições se torna uma característica crucial na avaliação dos transformadores de instrumentação (GRAINGER; STEVENSON, 1994). A necessidade de assegurar medições precisas não só afeta a eficácia das operações elétricas, mas também tem impactos diretos no controle de custos e na

qualidade do serviço elétrico prestado aos consumidores.

A precisão da medição dos TI interfere nas análises pertinentes de Qualidade de Energia Elétrica que são melhor descritas na norma IEC 61000-4-30 (IEC, 2015) onde estabelece os procedimentos e requisitos para medir e avaliar a qualidade da energia elétrica em sistemas de potência. Ela define parâmetros como variações de tensão, flutuações de frequência, interrupções de energia e distorção harmônica, além de especificar métodos de medição e análise para garantir a precisão e consistência dos resultados. A norma também aborda a necessidade de registrar dados de qualidade de energia ao longo do tempo para permitir a análise de tendências e a identificação de problemas recorrentes.

O erro devido à saturação em transformadores de instrumentação ocorre quando o núcleo magnético atinge seu limite de magnetização. Isso acontece quando os sinais de entrada são tão elevados que o núcleo não consegue lidar com o aumento do fluxo magnético de forma linear. Para prevenir a saturação do transformador e a corrente de inrush, uma possível estratégia de mitigação da saturação do transformador no DVR é baseada no controle de realimentação de fluxo magnético (LU; XIAO; ZHANG, 2021). Nesse momento, a resposta do transformador deixa de ser proporcional ao sinal de entrada, causando erros nas medições. Uma técnica para caracterizar a saturação é a modelagem não linear de saturação do núcleo de ferro do transformador pode ser de grande importância em cálculos de estado estacionário (harmônicos e qualidade de energia) e cálculos de transitórios eletromagnéticos (corrente de inrush, ferroressonância, sobretensões temporárias) (TOKIĆ et al., 2021), que auxilia na compreensão de como esses dispositivos respondem a diferentes condições operacionais.

O uso de rede neural para corrigir distorções nas formas de onda secundárias dos TI vem ganhando espaço, onde a rede é treinada para corrigir o comportamento não linear do núcleo de ferro em condições de saturação (KACZMAREK; STANO, 2023). Aplicar essas e outras técnicas pode restaurar a precisão das medições, minimizando os erros causados pela saturação (WU et al., 2023; EMEKA OBIKWELU; MELIPOULOS, 2020). Aumentando a confiabilidade e a precisão das leituras feitas pelos transformadores de instrumentação em condições adversas de operação.

Um outro fator que contribui para o aumento dos erros nos TI é a variação da temperatura, afetando significativamente a exatidão das medições que resulta em distorções nos sinais de saída. A variação da temperatura altera a frequência de ressonância, alterando consequentemente a resposta em frequência do TI. Para lidar com esses erros, várias técnicas são empregadas, incluindo compensações de temperatura nos circuitos eletrônicos (MINGOTTI; PERETTO et al., 2017) e a implementação de sensores de temperatura para fornecer correções em tempo real.

A distorção na magnitude e na fase pode variar devido à resposta em frequência não constante dos TI (CASTELLO et al., 2021). A maior parte dos estudos na literatura

buscam reduzir os erros associados à magnitude e ao deslocamento de fase. Essas variações podem causar desvios significativos nos dados medidos, impactando a confiabilidade das informações coletadas, já que um TI com boa resposta em frequência apresenta magnitude unitária e fase zero. Diversas técnicas são aplicadas para corrigir os erros associados à resposta em frequência, sendo a principal delas a identificação de um filtro inverso.

A técnica de identificação do filtro inverso visa reduzir as distorções causadas pelos TI para aproximar a saída do sistema da entrada ideal. Inicialmente, a função de transferência do sistema é determinada por meio de testes, medições ou modelos matemáticos (FAIFER et al., 2013). Em seguida, um filtro inverso é calculado para reduzir as distorções causadas pela função de transferência original (CROTTI; GIORDANO et al., 2015). Ao aplicar o filtro inverso na saída do sistema, o objetivo final é que a saída corrigida se assemelhe o mais próximo possível da entrada desejada, garantindo medições mais precisas e confiáveis (EREN; DEVANEY, 2002).

A ausência de diretrizes unificadas para os transformadores de instrumentação pode resultar em inconsistências na correção e na precisão dos resultados. Estabelecer diretrizes robustas é crucial para garantir a confiabilidade das técnicas de correção. Embora a IEC 61000-4-30 (IEC, 2015) defina a precisão dos equipamentos de medição, os requisitos de confiabilidade para os transformadores de tensão são explicitamente excluídos neste padrão. Os padrões atuais para os TI, como a família IEC 61869 (IEC, 2012), estipulam a precisão apenas na frequência nominal. A falta de especificações para outras frequências compromete a precisão global do sistema de medição. A IEC já reconhece essa situação e emitiu o Relatório Técnico 61869-103 para abordar a adaptação dos transformadores de instrumentação às medições de qualidade de energia. No entanto, destacou a necessidade de futuras versões dos padrões incluírem requisitos de precisão para frequências além da nominal.

A abordagem de equalização de canal pode ser usada para compensar adaptativamente as distorções causadas pelos transdutores de corrente e tensão. Na abordagem de equalização, algoritmos de filtragem adaptativa como RLS e LMS são comumente usados para encontrar os coeficientes do filtro de equalização e reduzir significativamente o TVE causado por transformadores de tensão e corrente (RESENDE; DUQUE; NEPOMUCENO et al., 2022). O uso de técnicas de equalização lineares se mostrou eficaz para a correção das distorções provenientes dos TIs.

A técnica de equalização cega de canal pode ser aplicada para adaptar-se às distorções geradas pelos transdutores de corrente e tensão, sem a necessidade de utilizar informações específicas do canal ou dos sinais envolvidos (RESENDE; DUQUE; SILVA et al., 2023).

2.3 CONCLUSÕES PARCIAIS

Este capítulo apresentou o problema de equalização de canais e algumas técnicas para solucioná-lo. Foram mostrados também alguns artigos encontrados na literatura que mostram o impacto da precisão dos transformadores de instrumentação nas medições e análises dos sinais em sistemas elétricos de potência.

3 FILTRAGEM ADAPTATIVA NÃO LINEAR PARA EQUALIZAÇÃO DE TRANSFORMADORES DE INSTRUMENTAÇÃO

Neste capítulo, são apresentadas as técnicas de equalização lineares e não-lineares de canais utilizadas neste trabalho para a correção da resposta em frequência dos transformadores de instrumentação. Com o intuito de mostrar o início do processo da filtragem adaptativa, no Anexo B é descrito o Filtro de Wiener que originou as primeiras técnicas de Filtragem ótima. Inicialmente se explora as técnicas de filtragem adaptativa linear utilizando os algoritmos RLS e LMS que são a base para, posteriormente, a integração com as técnicas não-lineares como a Série de Volterra, a Rede Bilinear e o *Multilayer Perceptron* (MLP). Em seguida será apresentada a metodologia proposta para a equalização dos transformadores de instrumentação, utilizando equalização de canal. Os parâmetros que permeiam cada técnica não-linear dependem do modelo do transformador a ser equalizado, o Algoritmo Genético (AG) é utilizado para obter o melhor conjunto destes parâmetros tornando as técnicas mais estáveis.

3.1 FILTRO ADAPTATIVO LINEAR

Para obter os coeficientes do filtro ótimo é necessário estimar os parâmetros estatísticos dos sinais conhecidos que passam pelo filtro equalizador. Os parâmetros são utilizados para calcular o filtro de uma maneira não-recursiva. No entanto, essa abordagem pode ser complicada e exigir muitos recursos computacionais, o que pode ser um problema em aplicações que precisam de processamento em tempo real (HAYKIN, 2002). Para solucionar este problema, a criação de um filtro equalizador de forma recursiva exige que algumas características dos dados a serem processados sejam conhecidas. A eficácia do filtro é alcançada se os dados de entrada possuírem características semelhantes às informações do sinal desejado.

Seja um sistema ou canal capaz de alterar as componentes de um sinal passante na frequência, conforme a Figura 2.



Figura 2 – Diagrama de Blocos de um Filtro

Fonte: Autor

Considere um sistema linear, onde $y[n]$ é a saída do sistema e $h[n]$ a resposta ao impulso do canal e $x[n]$ o sinal de entrada no domínio do tempo discreto. O canal deve respeitar as duas seguintes equações fundamentais no tempo (3.1) e no domínio-z (3.2):

$$y[n] = h[n] \otimes x[n] \quad (3.1)$$

$$Y(z) = H(z) \cdot X(z) \quad (3.2)$$

em que, $Y[z]$ é a transformada Z da saída do sistema e $H[z]$ a função de transferência do canal e $X[z]$ a transformada Z do sinal de entrada.

Pode-se interpretar esse sistema como um filtro digital, aproximando-o de um filtro de resposta finita ou um filtro *Infinite Impulse Response* (IIR). Neste trabalho o foco está em filtros do tipo FIR, pois ele é intrinsecamente estável visto que a estrutura dele envolve apenas *forward paths*, assim a saída do sistema pode ser descrita da seguinte forma:

$$y[n] = \sum_{k=0}^N w[k] \cdot x[n - k] = \mathbf{w}_k^T \cdot \mathbf{x} \quad (3.3)$$

Onde os coeficientes do filtro FIR é descrito como $\mathbf{w}_k(n)$.

3.1.1 LEAST MEAN SQUARE

Inicialmente, o Filtro de Wiener descrito no Apêndice B permite encontrar um filtro ótimo adaptativo capaz de equalizar o canal, entretanto possui algumas limitações inerentes ao processo, especialmente nos casos em que a obtenção de informações precisas das estatísticas do processo é dificultada. A adoção de técnicas mais adaptativas e menos dependentes de pressuposições rigorosas emerge como uma necessidade imperativa. Nesse cenário, o Algoritmo de LMS, concebido para lidar com ambientes dinâmicos e estatísticas não estacionárias, destaca-se como uma alternativa significativa e eficaz em aplicações de processamento de sinais, comunicações e controle.

O LMS, enquanto abordagem de filtragem adaptativa, realiza ajustes contínuos em resposta às flutuações do sistema, superando a exigência de conhecimento prévio completo das estatísticas do processo, característica inerente ao Filtro de Wiener. Essa propriedade confere ao LMS uma relevância notável em situações onde a obtenção integral de tais informações é desafiadora.

A presente subseção almeja explorar os fundamentos teóricos do Algoritmo de Mínimos Quadrados, enfatizando sua flexibilidade frente a condições não lineares, sua capacidade de adaptação em tempo real e a relativa simplicidade computacional quando comparado a abordagens mais intrincadas.

De forma sucinta, o Filtro de Wiener descreve um processo de otimização que está atrelada à resolução da função custo $J(n)$, descrita com maiores detalhes no Apêndice B. O algoritmo do *Least Mean Square* faz uma aproximação de forma a simplificar a resolução

da função custo, que relaciona com o erro $e(n)$ entre a subtração da saída do filtro FIR $y(n)$ do sinal desejado $d(n)$ resultando a equação a seguir:

$$J(n) = e(n)e^*(n) \quad (3.4)$$

A derivada de $J(n)$ em relação ao peso do k -ésimo coeficiente do filtro FIR, $w_k(n)$, também é estocástica, como deveria ser no método do gradiente estocástico. Seguindo o procedimento para cálculo de gradientes complexos (Cálculo de Wirtinger)(HAYKIN, 2002), pode-se expressar a derivada parcial da função de custo $J(n)$ em relação ao conjugado complexo de $w_k(n)$ como:

$$\nabla J_k(n) = \frac{\partial J(n)}{\partial w_k^*(n)} = -2u(n-k)e^*(n) \quad (3.5)$$

em que, $k = 0, 1, \dots, N-1$ e N é o tamanho do filtro FIR e $u(n)$ é o vetor de saída do canal. Agora, formulando o passo de atualização dos coeficientes w_k do filtro adaptativo, seguindo o conceito do LMS, tem-se:

$$\hat{w}_k(n+1) = \hat{w}_k(n) - \frac{1}{2}\mu \nabla J_k(n) \quad (3.6)$$

Substituindo (3.5) em (3.6), tem-se:

$$\hat{w}_k(n+1) = \hat{w}_k(n) - \mu u(n-k)e^*(n) \quad (3.7)$$

Analisando o resultado na forma matricial, onde os coeficientes do filtro LMS $\hat{\mathbf{w}}(n) = [\hat{w}_0(n), \hat{w}_1(n), \dots, \hat{w}_{N-1}(n)]^T$ e a entrada do equalizador $\hat{\mathbf{u}}(n) = [\hat{u}_0(n), \hat{u}_1(n), \dots, \hat{u}_{N-1}(n)]^T$, tem-se a seguinte equação para a atualização dos coeficientes do filtro LMS:

$$\hat{\mathbf{w}}(n+1) = \hat{\mathbf{w}}(n) - \mu \mathbf{u}(n)e^*(n) \quad (3.8)$$

Algorithm 1 Algoritmo de Mínimos Quadrados (LMS)

- 1: **Defina** a taxa de aprendizado μ
 - 2: **Inicialize** os coeficientes do filtro \mathbf{w}
 - 3: **for** cada iteração de 1 até N **do**
 - 4: **Leia** o sinal de entrada u_n
 - 5: **Leia** a saída desejada d_n
 - 6: **Calcule** a saída do filtro y_n
 - 7: **Calcule** o erro $e_n = d_n - y_n$
 - 8: **for** cada coeficiente w_k **do**
 - 9: $w_k \leftarrow w_k + \mu e_n u_n[k]$
 - 10: **end for**
 - 11: **end for**
 - 12: **Fim do Algoritmo**
-

3.1.2 RECURSIVE LEAST SQUARE

Diante dos desafios inerentes ao Filtro de Wiener, notadamente em contextos não estacionários e na presença de estatísticas do processo de difícil obtenção, a necessidade de explorar abordagens de filtragem mais flexíveis e eficazes é imperativa. Nesse contexto, o Algoritmo de Mínimos Quadrados Recursivos surge como uma proposta avançada, destacando-se por vantagens significativas em comparação com seu precursor, o Algoritmo de Mínimos Quadrados.

O RLS se distingue pela capacidade intrínseca de otimização contínua e pela atualização recursiva dos parâmetros do filtro, prescindindo da necessidade de estacionariedade nas estatísticas do processo. Esta introdução visa elucidar os fundamentos teóricos do Algoritmo RLS, enfatizando suas características distintivas em relação ao LMS.

Ao contrário do LMS, o RLS não apenas adapta-se dinamicamente a variações nas condições do sistema, mas também oferece uma convergência mais rápida e eficiente, especialmente em situações onde a taxa de mudança é substancial. Sua capacidade de realizar atualizações recursivas confere-lhe uma resposta ágil a variações no ambiente, tornando-o particularmente adequado para aplicações em tempo real.

Dessa maneira, esta introdução busca evidenciar como o RLS, ao superar as limitações previamente mencionadas em relação ao Filtro de Wiener, não apenas se configura como uma alternativa eficaz, mas também representa um avanço substancial em relação ao LMS. Sua maior adaptabilidade e desempenho otimizado em condições dinâmicas e complexas o posicionam como uma escolha relevante e promissora em contextos de filtragem adaptativa.

Nas implementações recursivas do método dos mínimos quadrados, inicia-se o cálculo com condições iniciais predefinidas e utiliza-se as informações presentes em novas amostras de dados para atualizar as estimativas anteriores. Por consequência, na formulação a função custo $J(n)$, a ser minimizada e descrita em (3.9), é introduzido um fator de ponderação (*weighting factor*) (HAYKIN, 2014).

$$J(n) = \sum_{i=1}^N \beta(n, i) |e(i)|^2 \quad (3.9)$$

Note que o filtro FIR permanece com comprimento fixo durante o processo $1 \leq i \leq n$ para cada função custo definida. O fator de ponderação $\beta(n, i)$ é definido como:

$$0 \leq \beta(n, i) \leq 1 \quad (3.10)$$

O uso do fator de ponderação tem o propósito de garantir que os dados do passado distante sejam mitigados, proporcionando assim a possibilidade de acompanhar as variações

estatísticas dos dados observáveis. Uma forma comum de representar a ponderação é através do fator de esquecimento em sua forma exponencial, conforme na Equação (3.11):

$$\beta(n, i) = \lambda^{n-i} \quad (3.11)$$

Por definição, a constante λ é não nula positiva muito próxima ou igual a 1. A função custo $J(n)$ para o RLS é rearranjada ao levar em consideração (3.11) e apresentada a seguir em (3.12):

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 + \delta \lambda^n \|\mathbf{w}(n)\|^2 \quad (3.12)$$

Ainda na formulação da função custo $J(n)$ do *Least-Square*, é necessário levar em consideração dois problemas existentes:

- Existe informação insuficiente para reconstruir o sinal de entrada de uma única vez, ou seja, o conjunto de dados que compõe cada iteração pode não conter toda a informação necessária para convergir o filtro.
- A presença inevitável do ruído e da imprecisão dos dados de entrada adicionam incertezas na reconstrução do sinal.

Para tentar minimizar os efeitos dos dois problemas descritos anteriormente, é proposto a adição de dois termos na função custo:

- Soma do erro dos pesos ao quadrado: Esse componente leva em consideração exponencialmente o erro dos pesos entre o sinal desejado $d(i)$ e a resposta atual do filtro $y(i)$, que está relacionado com o vetor de entrada (3.3):

$$\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |d(i) - \mathbf{w}^H(n) \mathbf{u}(i)|^2 \quad (3.13)$$

- Termo de Regularização: Um parâmetro extra é adicionado, denominado termo de regularização δ . Este termo depende apenas do vetor $\mathbf{w}(n)$ e está relacionado com a estabilização da solução da função custo em sua forma recursiva, tornando mais amortecida a convergência.

$$\delta \lambda^n \|\mathbf{w}(n)\|^2 = \delta \lambda^n \mathbf{w}^H(n) \mathbf{w}(n) \quad (3.14)$$

Expandindo (3.12) e rearranjando os termos de forma a adicionar as soluções propostas em (3.13) e (3.14), a inclusão destas equações é equivalente a solucionar a matriz de correlação do vetor de entrada $\mathbf{u}(i)$:

$$\theta(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{u}(i) \mathbf{u}^H(i) + \delta \lambda^n \mathbf{I} \quad (3.15)$$

Em (3.15), o termo \mathbf{I} é definido como a matriz identidade. A adição do Termo de Regularização na função custo não impactou no vetor de correlação cruzada $\mathbf{z}(n)$ entre a entrada do filtro FIR e a resposta desejada, assim é definido a Equação (3.16).

$$\mathbf{z}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{u}(i) d^*(i) \quad (3.16)$$

Ao levar em consideração as conclusões advindas do RLS, comparando com a equação de Wiener (.7), mostrada no Apêndice B, temos:

$$\theta(n) \mathbf{w}(n) = \mathbf{z}(n) \quad (3.17)$$

Isolando os termos correspondidos quando $i = n$, tem-se a forma recursiva para $\theta(n)$ e $\mathbf{z}(n)$.

$$\theta(n) = \lambda \theta(n-1) + \mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(n) \quad (3.18)$$

$$\mathbf{z}(n) = \lambda \mathbf{z}(n-1) + \mathbf{u}(n) d^*(n) \quad (3.19)$$

Na prática, a forma recursiva descrita até o presente momento neste trabalho ainda possui um grau elevado de complexidade e gasto computacional. Porém, desta forma pode-se utilizar o lema da inversão de matriz descrito no Apêndice A para fazer uma manipulação matemática.

$$\theta^{-1}(n) = \lambda^{-1} \theta^{-1}(n-1) - \frac{\lambda^{-2} \theta^{-1}(n-1) \mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(n) \theta^{-1}(n-1)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{u}^H \theta^{-1}(n-1) \mathbf{u}(n)} \quad (3.20)$$

Para simplificar, é definido:

$$\mathbf{P}(n) = \theta^{-1}(n) \quad (3.21)$$

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{u}^H \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n)} \quad (3.22)$$

Reescrevendo (3.20) utilizando as definições feitas em (3.21) e (3.22):

$$\mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{u}_n^H \mathbf{P}(n-1) \quad (3.23)$$

A Matriz $\mathbf{P}_{M \times M}$ é definida como a matriz de correlação inversa e o vetor $\mathbf{k}_{M \times 1}$ é definido como o vetor de ganho. A partir das equações apresentadas e após alguns

rearranjos pontuais, é possível definir um algoritmo recursivo e computacionalmente viável de ser implementado em tempo real.

Algorithm 2 Algoritmo de Mínimos Quadrados Recursivos RLS

- 1: **Defina** a taxa de esquecimento λ
 - 2: **Defina** a matriz de inversão inicial $P_0 = \delta \mathbf{I}$
 - 3: **Inicialize** os coeficientes do filtro w
 - 4: **for** cada iteração **do**
 - 5: **Leia** o sinal de entrada x_n
 - 6: **Leia** a saída desejada d_n
 - 7: **Calcule** a saída do filtro y_n
 - 8: **Calcule** o erro $e_n = d_n - y_n$
 - 9: **Atualize** $\mathbf{k}_n \leftarrow \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}_{n-1} \mathbf{u}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{u}^H \mathbf{P}_{n-1} \mathbf{u}(n)}$
 - 10: **Atualize** $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + e_n \mathbf{k}_n$
 - 11: **Atualize** $\mathbf{P}_n \leftarrow \lambda^{-1} \mathbf{P}_{n-1} - \lambda^{-1} \mathbf{k}_n \mathbf{u}_n^H \mathbf{P}_{n-1}$
 - 12: **end for**
 - 13: **Fim do Algoritmo**
-

3.2 FILTRO ADAPTATIVO NÃO-LINEAR

A filtragem adaptativa não linear emerge como uma abordagem sofisticada no processamento de sinais e na análise de sistemas dinâmicos complexos. Em contraposição aos métodos de filtragem linear convencionais, os quais presumem relações lineares entre as entradas e saídas, a filtragem adaptativa não linear capacita a modelagem de relações intrinsecamente não lineares em sinais e sistemas. Esta abordagem revela-se particularmente pertinente em cenários nos quais as relações entre variáveis manifestam-se de forma altamente não linear, desafiando as metodologias tradicionais de filtragem. A Figura 3 mostra o diagrama de blocos do Filtro Adaptativo que será a base para as considerações de cada uma das técnicas não lineares apresentadas neste capítulo.

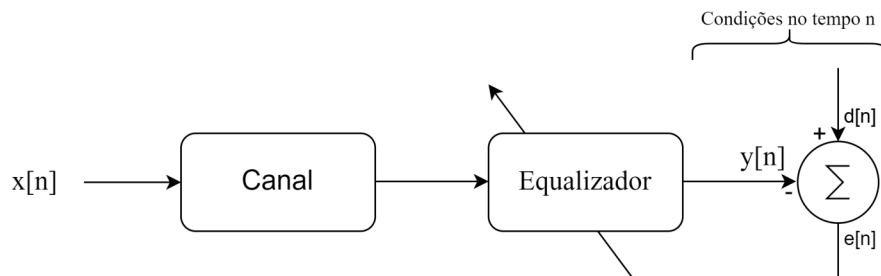


Figura 3 – Diagrama de Blocos do Filtro Adaptativo

Fonte: Autor

3.2.1 SÉRIE DE VOLTERRA

A série de Volterra constitui um modelo de comportamento não linear, assemelhando-se à série de Taylor, com distinção notável em sua capacidade de incorporar efeitos de “memória”. Ao contrário da série de Taylor, que é empregada para aproximar a resposta de um sistema não linear a uma entrada específica, desde que a saída do sistema esteja estritamente condicionada à entrada naquele instante particular, a série de Volterra considera a dependência da saída do sistema não linear em relação à entrada ao longo de todos os momentos anteriores.

Seja um sistema contínuo e Linear e Invariante no Tempo (LTI), a série de Volterra para o tempo contínuo pode ser definida conforme (3.24):

$$y[k] = h_0 + \sum_{n=1}^N \int_a^b \cdots \int_a^b h_n[\tau_1, \dots, \tau_n] \prod_{j=1}^n x[k - \tau_j] d\tau_j \quad (3.24)$$

em que, a função h_n é definida como kernel de Volterra de n ésima ordem. Vale ressaltar que se $0 < N < \infty$, a série é definida como truncada e se a, b e N são finitos, a série é definida como duplamente truncada.

Fazendo a analogia para o tempo discreto, resumidamente, basta fazer $t = T_1 \cdot n$, desta forma a Série de Volterra para o tempo discreto é definida conforme (3.25):

$$y[k] = h_0 + \sum_{n=1}^N \sum_a^b \cdots \sum_a^b h_n[\tau_1, \dots, \tau_n] \prod_{j=1}^n x[k - \tau_j] \quad (3.25)$$

Abstraindo a equação (3.25) para o contexto do presente trabalho até então exemplificado na Figura 3, pode-se concluir que o kernel de Volterra da equalização são os coeficientes do filtro ($\mathbf{w}(n)$), o termo h_0 não é relevante para a nossa aplicação, visto que o filtro não tende a possuir resposta impulsiva no domínio da frequência e o sinal desejado ($d(n)$) pode ser definido como o sinal de referência $x(n)$ com um *delay* devido ao tempo de atraso do filtro FIR.

Uma desvantagem evidente adicional da representação da série de Volterra é a complexidade computacional quando a série completa é empregada. Ao truncar a série, é possível reduzir a complexidade computacional, embora isso implique em sacrificar a precisão da expansão da série. Mesmo com ordens moderadas na série e no filtro, a representação da série de Volterra permanece bastante complexa com ordem reduzida (DINIZ et al., 1997). Neste trabalho, será realizado o truncamento de segunda ordem em (3.25), essa escolha reduz a complexidade computacional a um nível aceitável para algumas aplicações e simplifica as derivações, conforme (3.26).

$$y[k] = \sum_{n=1}^N w_{l_1}[k]x[k - l_1] + \sum_{l_1=0}^N \sum_{l_2=0}^N w_{l_1, l_2}[k]x[k - l_1]x[k - l_2] \quad (3.26)$$

Onde l_1 está relacionado com a primeira ordem da série de Volterra e l_2 com a segunda ordem da série de Volterra. A partir da equação de Volterra truncada, (3.26), a modelagem do canal a ser equalizado pode ser inserida no processo de filtragem adaptativa, desta forma o diagrama de blocos da Figura 1 descreve todo o processo do Equalizador Não Linear.

No contexto da equalização de canal, os termos w_{l_1} e w_{l_1, l_2} , mostrados em (3.26), representam os coeficientes do filtro não linear utilizando a série de Volterra truncada de segunda ordem e os termos $x(t)$ e $y(t)$ representam, respectivamente, o sinal de entrada do canal e a saída do filtro adaptativo. É possível utilizar os algoritmos de LMS e RLS de forma a elaborar mais a função custo do problema de otimização descrito na seção anterior.

3.2.1.1 FILTRO DE VOLTERRA *LEAST MEAN SQUARE*

Interpretando o algoritmo LMS de forma vetorial, a parte linear da modelagem do sinal é descrita como:

$$\mathbf{x}_L(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ x(k-1) \\ \vdots \\ x(k-N) \end{bmatrix}$$

A parte não-linear da modelagem da série de Volterra truncada é descrita como:

$$\mathbf{x}_{\hat{L}}(k) = \begin{bmatrix} x(k)x(k-1) \\ x(k)x(k-2) \\ \vdots \\ x(k)x(k-N) \\ \vdots \\ x(k-N)x(k-N+1) \\ x^2(k-N) \end{bmatrix}$$

Com isso, o vetor de entrada $\mathbf{x}(k)$ é definido como:

$$\mathbf{x}(k) = [\mathbf{x}_L^T(k) \ \mathbf{x}_{\hat{L}}^T(k)]^T$$

De forma análoga, para o vetor de coeficientes do equalizador \mathbf{w} tem-se sua forma linear $\mathbf{w}_L(k)$ e sua forma não linear $\mathbf{w}_{\hat{L}}(k)$ descritas, respectivamente, a seguir:

$$\mathbf{w}_L(k) = \begin{bmatrix} w_0(k) \\ w_1(k) \\ \vdots \\ w_N(k) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{\hat{\mathbf{L}}}(k) = \begin{bmatrix} w_{0,0}(k) \\ w_{0,1}(k) \\ \vdots \\ w_{0,N}(k) \\ \vdots \\ w_{N,N-1}(k) \\ w_{N,N}(k) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}(k) = [\mathbf{w}_{\mathbf{L}}^T(k) \ \mathbf{w}_{\hat{\mathbf{L}}}^T(k)]^T$$

A saída do filtro adaptativo é definida como:

$$y(k) = \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) \quad (3.27)$$

Ao desenvolver a função custo (3.28), o erro instantâneo quadrático é definido por:

$$J(k) = E[|e[k]^2|] \quad (3.28)$$

Onde o erro $e(k)$ é definido por:

$$e^2(k) = d^2(k) - 2d(k)y(k) + y^2(k) \quad (3.29)$$

Aplicando a equação vetorial da saída da filtro adaptativo na função custo, a estimativa instantânea do erro quadrático (MSE) é reescrita como:

$$e^2(k) = d^2(k) - 2d(k)\mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k) \quad (3.30)$$

O vetor gradiente da função objetivo em relação aos coeficientes do filtro é definido como:

$$\frac{\partial e(k)}{\partial \mathbf{w}(k)} = 2e(k)\mathbf{x}(k) \quad (3.31)$$

Para cada $k = 0,1,2,\dots$, a atualização do vetor de coeficientes do filtro é realizada conforme a equação a seguir:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu \frac{\partial e(k)}{\partial \mathbf{w}(k)} \quad (3.32)$$

Visto que $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{x}(k)$ possuem uma parte linear e outra não-linear, a matriz μ possui um fator de convergência exclusivo para cada ordem de truncamento da serie de Volterra, o fator de convergência μ_1 é aplicado na porção linear do equalizador e o fator de

convergência μ_2 é aplicado na porção não linear. Desta forma, neste trabalho é definido que a matriz de fator de convergência é:

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_1 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mu_1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mu_2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \mu_2 \end{bmatrix}$$

Desta maneira, o algoritmo do Filtro Equalizador Volterra LMS (VLMS) pode ser descrito conforme o pseudo-código a seguir:

Algorithm 3 Algoritmo do Filtro Equalizador de Volterra Utilizando Mínimos Quadrados VLMS

- 1: **Defina** a matriz do fator de convergência μ
 - 2: **Inicialize** os coeficientes do filtro \mathbf{w}
 - 3: **Defina** o delay = round($N_F/2$), a partir do tamanho do filtro FIR N_F
 - 4: **for** cada iteração de 1 até N **do**
 - 5: **Leia** o vetor de entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 6: **Leia** a saída desejada $d_n = d(n - \text{delay})$
 - 7: **Defina** o vetor \mathbf{x}_n da Série de Volterra da entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 8: **Calcule** a saída do filtro $y_n = \mathbf{x}_n^T \mathbf{w}_n$
 - 9: **Calcule** o erro $e_n = d_n - y_n$
 - 10: **Calcule** o novo coeficiente do filtro $\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + 2\mu e_n \mathbf{x}_n$
 - 11: **end for**
 - 12: **Fim do Algoritmo**
-

Uma adaptação no algoritmo VLMS apresentado pode ser feito, ao normalizar o vetor \mathbf{x}_n na etapa de atualização dos coeficientes \mathbf{w}_{n+1} . Essa modificação torna a equalização mais robusta a variações abruptas no sinal distorcido. Tal ajuste pode ser feito ao substituir o cálculo a seguir:

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + 2\mu e_n \frac{\mathbf{x}_n}{10^{-6} + \|\mathbf{x}_n\|^2} \quad (3.33)$$

A adição da constante no denominador tem função de evitar problemas relacionados à convergência do algoritmo caso o módulo do vetor de entrada tenda a zero.

3.2.1.2 FILTRO DE VOLTERRA *RECURSIVE LEAST SQUARE*

O processo de minimização utilizando o algoritmo RLS pode ser facilmente adaptado para o caso de filtragem adaptativa não linear ao reinterpretar os vetores de sinal de entrada e de coeficientes, como feito no caso do LMS.

Seja $\mathbf{x}(k)$ e $\mathbf{w}(k)$ definidos pela modelagem da Série de Volterra explicado anteriormente, seja também o erro $e(k)$ definido na equação (3.28). O foco desta abordagem está na manipulação da parte determinística da função objetivo, descrita em (3.34), de forma a realizar a seguinte aproximação:

$$\hat{J}(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} e^2(i) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} [d(i) - \mathbf{x}^T(i)\mathbf{w}(k)]^2 \quad (3.34)$$

em que, o fator de ponderação λ está definido no intervalo $0 \ll \lambda \leq 1$. O valor ótimo do vetor de coeficientes $\mathbf{w}(k)$ pode ser obtido diferenciando a função objetivo em relação ao vetor $\mathbf{w}(k)$ e igualando o sistema de equações a zero, desta forma o valor ótimo de $\mathbf{w}(k)$ pode ser equacionado como:

$$\mathbf{w}(k) = \left[\sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i) \right]^{-1} \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i)d(i) \quad (3.35)$$

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{R}_D^{-1}(k)\mathbf{p}_D(k) \quad (3.36)$$

em que $\mathbf{R}_D(k)$ e $\mathbf{p}_D(k)$ são definidos como a matriz de correlação determinística do sinal de entrada e a correlação cruzada determinística entre o vetor de entrada e o sinal desejado, respectivamente.

Pode-se concluir, então, que a introdução da Série de Volterra no algoritmo de equalização utilizando RLS é factível pois ao atingir um ótimo local se aproxima da equação de Wiener. Desta forma, o algoritmo do Filtro Equalizador Volterra RLS (VRLS) pode ser descrito conforme o pseudo-código a seguir:

Algorithm 4 Algoritmo do Filtro Equalizador de Volterra Utilizando Minimos Quadrados Recursivo VRLS

- 1: **Defina** a taxa de esquecimento λ
 - 2: **Defina** a matriz de inversão inicial $\mathbf{S}_{D0} = \delta\mathbf{I}$
 - 3: **Inicialize** os coeficientes do filtro w
 - 4: **Define** o delay = round($N_F/2$), a partir do tamanho do filtro FIR N_F
 - 5: **for** cada iteração **do**
 - 6: **Leia** o vetor de entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 7: **Leia** a saída desejada $d_n = d(n - \text{delay})$
 - 8: **Defina** o vetor \mathbf{x}_n da Série de Volterra da entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 9: **Calcule** a saída do filtro $y_n = \mathbf{x}_n^T \mathbf{w}_n$
 - 10: **Calcule** o erro $e_n = d_n - y_n$
 - 11: **Calcule** $\phi_n = \mathbf{S}_{Dn-1} \mathbf{x}_n$
 - 12: **Atualize** $\mathbf{S}_{Dn} \leftarrow \frac{1}{\lambda} [\mathbf{S}_{Dn-1} - \frac{\phi_n \phi_n^T}{\lambda + \phi_n^T \mathbf{x}_n}]$
 - 13: **Atualize** $\mathbf{w}_n \leftarrow \mathbf{w}_n + e_n \mathbf{S}_{Dn} \mathbf{x}_n$
 - 14: **end for**
 - 15: **Fim do Algoritmo**
-

Uma desvantagem evidente do equalizador VRLS é a alta complexidade computacional, que exige uma ordem de N^4 multiplicações por amostra de saída. No entanto, ao examinar de perto a forma do vetor de dados de entrada, é possível concluir que o problema de filtragem não linear pode ser reformulado como um problema de filtragem adaptativa multicanal linear para o qual existem algoritmos RLS rápidos, o qual não será o foco deste trabalho se aprofundar nessas otimizações.

3.2.2 EQUAÇÃO A DIFERENÇA (REDE BILINEAR)

Outra maneira de modelar o canal da Figura 1, é através da rede bilinear. Como é amplamente conhecido, a redução na complexidade computacional é a principal vantagem apresentada pelos filtros IIR adaptativos quando comparados aos filtros FIR adaptativos. Motivados por essa observação, pode-se considerar a implementação de filtros adaptativos não lineares por meio de uma equação de diferença não linear, a fim de reduzir a carga computacional relacionada à expansão da série de Volterra. O modelo de equação de diferença não linear mais amplamente aceito utilizado para filtragem adaptativa é a chamada equação bilinear dada por:

$$y(k) = \sum_{m=0}^M b_m(k)x(k-m) - \sum_{j=1}^N a_j(k)y(k-j) + \sum_{i=0}^I \sum_{l=1}^L c_{i,l}(k-i)y(k-l) \quad (3.37)$$

em que, N , M , I e L são as ordens da rede bilinear. Neste trabalho será adotado que as ordens referentes dos coeficientes do filtro equalizador a_j serão definidos como $A = N = L$ e as ordens referentes dos coeficientes do filtro equalizador b_j serão definidos como $B = M = I$, além disso a parcela bilinear é definida pelo coeficiente $c_{i,l}$.

Um filtro adaptativo bilinear, na maioria dos casos, requer menos coeficientes do que um filtro adaptativo da série Volterra para alcançar um desempenho específico. As vantagens dos filtros bilineares adaptativos vêm acompanhadas de uma série de dificuldades, algumas das quais não são encontradas nos filtros adaptativos da série Volterra.

Este trabalho não irá abordar a rede bilinear aplicado no algoritmo LMS, será estudado apenas o caso da rede bilinear utilizando o RLS.

3.2.2.1 FILTRO BILINEAR

A partir da modelagem da saída do canal utilizando a rede bilinear (3.37), pode-se caracterizar a parcela linear e não linear dos vetores de sinal de saída e dos coeficientes do filtro:

$$\phi_{Lin}(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ x(k-1) \\ \vdots \\ x(k-M) \\ y(k-1) \\ y(k-2) \\ \vdots \\ y(k-N) \end{bmatrix}$$

$$\phi_{Nlin}(k) = \begin{bmatrix} x(k)y(k-1) \\ x(k)y(k-2) \\ \vdots \\ x(k)y(k-L) \\ \vdots \\ x(k-I)y(k-L+1) \\ x(k-I)y(k-L) \end{bmatrix}$$

$$\phi(k) = [\phi_{Lin}^T(k) \ \phi_{Nlin}^T(k)]^T \quad (3.38)$$

$$\theta(k) = \begin{bmatrix} b_0(k) \\ b_1(k) \\ \vdots \\ b_M(k) \\ -a_1(k) \\ -a_2(k) \\ \vdots \\ -a_N(k) \\ c_{0,1}(k) \\ c_{0,2}(k) \\ \vdots \\ c_{I,L}(k) \end{bmatrix}$$

Análogo a modelagem feita para introduzir a Série de Volterra, olha-se para a função custo na hora de analisar o processo de equalização modificado ao adicionar as parcelas não-lineares da rede bilinear, nesta técnica tem-se:

$$e(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} e^2(i) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} [d(i) - \theta^T(k)\phi(i)]^2 \quad (3.39)$$

$$e(k) = d(k) - \theta^T(k)\phi(k) \quad (3.40)$$

O fator de esquecimento λ se encontra dentro do range $0 \ll \lambda \leq 1$. Equivalente ao VRLS, a partir da diferenciação $\frac{\partial e(k)}{\partial \theta(k)}$ pode-se concluir que o algoritmo RLS para filtragem adaptativa bilinear consiste nos seguintes passos básicos:

$$\Phi(k) = -\frac{\partial e(k)}{\partial \theta(k)} \approx -\phi(k) \quad (3.41)$$

$$\mathbf{S}_D(k+1) = \frac{1}{\lambda} \left[\mathbf{S}_D - \frac{\mathbf{S}_D(k)\phi(k)\phi^T(k)\mathbf{S}_D(k)}{\lambda + \phi^T(k)\mathbf{S}_D(k)\phi(k)} \right] \quad (3.42)$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \mathbf{S}_D(k+1)\phi(k)e(k) \quad (3.43)$$

A aproximação feita na Equação (3.41) não é acurada, entretanto é computacionalmente simples e através de simulações o resultado obtido é extremamente satisfatório. Apesar de ser uma solução sub ótima, não há impacto na equalização (DINIZ et al., 1997).

O pseudocódigo a seguir mostra como implementar o filtro equalizador utilizando o filtro Filtro Equalizador Bilinear RLS (BRLS).

Algorithm 5 Algoritmo do Filtro Equalizador Bilinear Utilizando Mínimos Quadrados Recursivo

- 1: **Defina** a taxa de esquecimento λ
 - 2: **Defina** a matriz de inversão inicial $\mathbf{S}_{D0} = \delta \mathbf{I}$
 - 3: **Inicialize** os coeficientes do filtro w
 - 4: **Define** o delay = round($M/2$).
 - 5: **for** cada iteração **do**
 - 6: **Leia** o vetor de entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 7: **Leia** a saída desejada $d_n = d(n - \text{delay})$
 - 8: **Defina** o vetor ϕ_n da Rede Bilinear da entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 9: **Calcule** a saída do filtro $y_n = \phi_n^T \mathbf{w}_n$
 - 10: **Calcule** o erro $e_n = d_n - y_n$
 - 11: **Atualize** $\mathbf{S}_{Dn+1} \leftarrow \frac{1}{\lambda} \left[\mathbf{S}_{Dn} - \frac{\mathbf{S}_{Dn} \Phi_n \Phi_n^T \mathbf{S}_{Dn+1}}{\lambda + \Phi_n^T \mathbf{S}_{Dn} \Phi_n} \right]$
 - 12: **Atualize** $\theta_{n+1} \leftarrow \theta_n - \mathbf{S}_{Dn+1} \Phi_n e_n$
 - 13: **end for**
 - 14: **Fim do Algoritmo**
-

As principais desvantagens dos filtros adaptativos bilineares baseados no erro de saída são: possível instabilidade do filtro adaptativo, convergência lenta e convergência para mínimos locais da superfície de erro. Também é possível, no caso do filtro adaptativo bilinear, aplicar uma formulação de erro por equação. Na presença de ruído adicional, o algoritmo de erro por equação também pode levar à instabilidade ou a uma solução global enviesada para o mínimo.

3.2.3 MULTILAYER PERCEPTRON

Esse algoritmo pertence a uma classe de filtros adaptativos não lineares, onde o vetor de sinal de entrada é mapeado em outro vetor de sinal por meio de uma rede *multilayer*, conforme ilustrado na Figura 4, contendo várias não linearidades locais,.

A estrutura do MLP consiste em várias camadas, incluindo uma camada de entrada (*input layer*), uma camada de saída (*output layer*) e várias camadas internas geralmente chamadas de camadas ocultas (*hidden layers*).



Figura 4 – Diagrama de Blocos do Mapeamento do Canal do Equalizador Não Linear Utilizando Multilayer Perceptron

Dentro de cada camada existe uma rede de neurônios, que é uma estrutura que mapeia, através de um arranjo, a entrada em uma ou múltiplas saídas como explicitado na Figura 5.

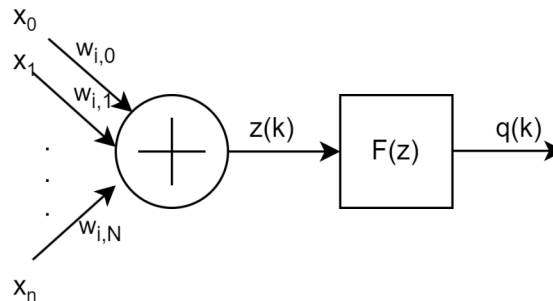


Figura 5 – Nódulo interno do neurônio.

A descrição matemática para cada neurônio é definida em (3.44):

$$q(k) = F \left[\sum_{j=0}^{N_{i-1}-1} w_{i,j}(k)x_n(k) - b_s \right] \quad (3.44)$$

Em que, cada saída do neurônio $q(k)$ depende do somatório da multiplicação dos pesos da entrada da *layer* atual $w_{i,j}$ com a saída do neurônio anterior. Cada constante b_s é denominada como *bias* do i -ésimo neurônio da l -ésima *layer*. Note que o N_i é o número de neurônios definidos para criar a rede MLP e o índice L é o número total de *layers*.

Embora a função de ativação $F(z(k))$ possam ser escolhida de forma diferente para cada camada, neste trabalho será considerada a mesma função de ativação $F(z(k))$ para

todas as camadas. Além disso, é possível mostrar que três camadas são sempre suficientes para fins práticos (DINIZ et al., 1997). No entanto, o uso de mais de três camadas é desejável em muitas aplicações, onde, no caso de três camadas, a camada oculta requer um grande número de neurônios para alcançar um mapeamento não linear aceitável.

Neste trabalho, foi definido que a função de ativação escolhida é a tangente hiperbólica (3.45) para as camadas ocultas e de saída, visto que obtiveram melhores resultados para os casos de estudo. A Figura 6 exemplifica a função utilizada e outras que são amplamente utilizadas na literatura.

$$F(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (3.45)$$

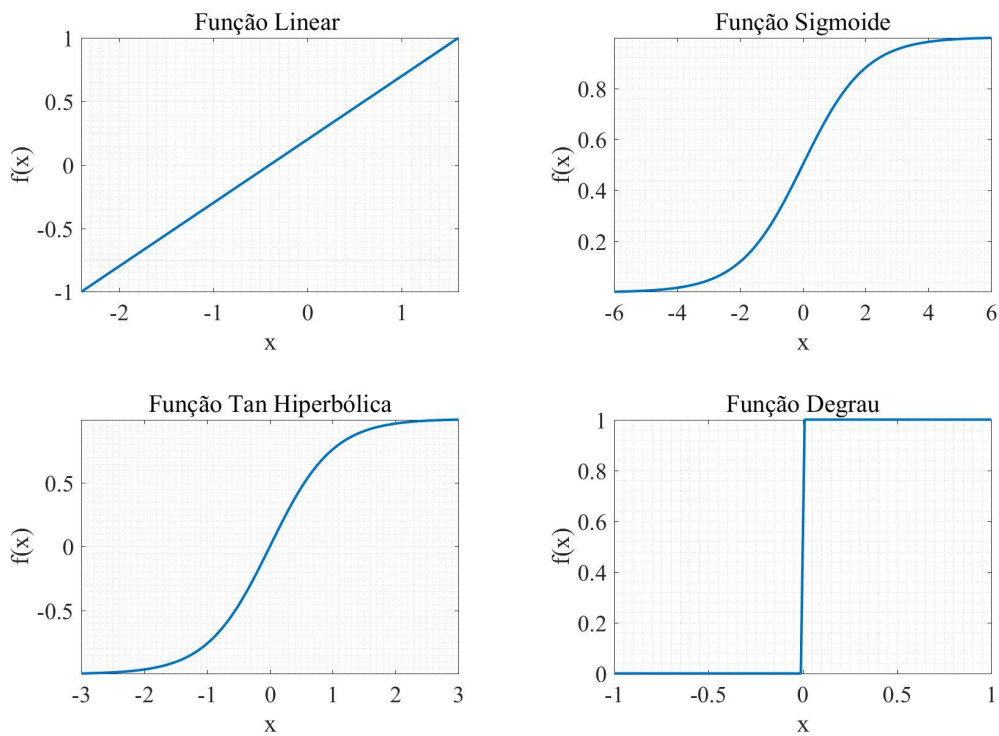


Figura 6 – Funções de Ativação $F(z)$.

Ademais, a fim de simplificar a implementação, a topologia escolhida para a rede neural será a *Feedforward* com a configuração de 1 camada de entrada, 1 camada oculta e 1 camada de saída, conforme a Figura 7, o sinal de entrada é representado por x_0, x_1, \dots, x_n e o sinal de saída da rede neural como y_0 .

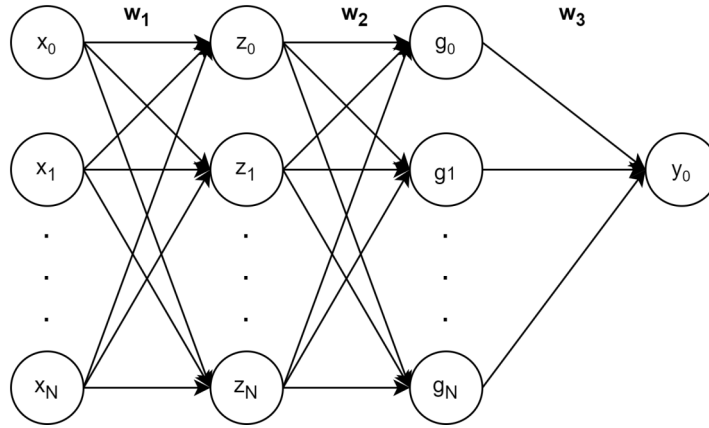


Figura 7 – Topologia da Rede Feedforward MLP.

O algoritmo de atualização amplamente utilizado para o perceptron de múltiplas camadas é conhecido como algoritmo de retro propagação (*back propagation*). A função objetivo tem como propósito minimizar o erro quadrático instantâneo na saída.

$$J(k) = [d(k) - y_0(k)]^2 \quad (3.46)$$

em que, a saída $y(k)$ é a saída da rede feedforward.

Com o propósito de minimizar a função objetivo mencionada anteriormente, o algoritmo de retro propagação emprega uma atualização utilizando o gradiente descendente, onde o gradiente do erro de cada neurônio é calculado da camada de saída até a camada de entrada. Para a camada de saída o erro é calculado conforme (3.47) e a atualização dos pesos será calculada conforme (3.48)

$$e(k) = d(k) - y_{1,0}(k) \quad (3.47)$$

$$w_{1,i,j}(k+1) = w_{1,i,j}(k) + 2\mu e(k)y_{1,j}(k) \quad (3.48)$$

Para os cálculos das camadas internas do *backpropagation*, precisa-se levar em consideração a derivada da função de ativação:

$$F'(x) = 1 - F^2(x) \quad (3.49)$$

O erro associado à atualização de cada neurônio da camada interna é dado por (3.50), já os pesos são atualizados conforme (3.51) e o *bias* de acordo com (3.52).

$$e_{l,j}(k) = F'(F^{-1}(y_{l,j}(k))) \sum_{i=0}^{N_l-1} w_{l+1,i,j}(k)e_{l+1,i}(k)$$

$$e_{l,j}(k) = F' \left[\sum_{j=0}^{N_l-1} w_{l,i,j}(k) y_{l-1,j} \right] \sum_{i=0}^{N_l-1} w_{l+1,i,j}(k) e_{l+1,i}(k) \quad (3.50)$$

$$w_{l,i,j}(k+1) = w_{l,i,j}(k) + 2\mu e_{l,j}(k) y_{l-1,j}(k) \quad (3.51)$$

$$bs_{l,i}(k+1) = bs_{l,i}(k) - 2\mu e_{l,j}(k) \quad (3.52)$$

O pseudocódigo a seguir mostra como implementar o filtro equalizador utilizando o modelo de rede MLP utilizando a técnica de mínimos quadrados recursivo. Vale ressaltar que o cálculo da rede backpropagation pode ser realizada através de uma gama vasta de metodologias como por exemplo o *Resilient Backpropagation* (SAPUTRA et al., 2017), *Residual Backpropagation* (GOMEZ et al., 2017), entre outros.

Algorithm 6 Algoritmo do Filtro Equalizador Multilayer Perceptron Utilizando Minimos Quadrados MLP

- 1: **Inicialize** os coeficientes do filtro \mathbf{w}
 - 2: **Inicialize** o bias \mathbf{b}_s
 - 3: **Defina** a taxa de decaimento μ
 - 4: **Defina** o delay = round($M/2$).
 - 5: **for** cada iteração **do**
 - 6: **Leia** o vetor de entrada $\hat{\mathbf{x}}_n$
 - 7: **Leia** a saída desejada $d_n = d(n - \text{delay})$
 - 8: **Calcule** as saídas da rede forward.
 - 9: **Calcule** o erro da última camada $e_n = d_n - y_{L-1,0}$
 - 10: **Atualize** a rede backpropagation.
 - 11: **end for**
 - 12: **Fim do Algoritmo**
-

3.3 TOTAL ERROR VECTOR

O TVE, ou Vetor de Erro Total, constitui uma métrica amplamente empregada na avaliação do desempenho de sistemas ou modelos em relação a um sinal de referência desejado, notadamente em contextos de identificação de sistemas ou estimação de parâmetros. Seguindo a norma técnica IEEE C37.118.2-2011 (IEEE... , 2011), a métrica TVE é calculada como a norma Euclidiana do vetor de erro instantâneo entre a saída do sistema ou modelo $y(t)$ e o sinal de referência desejado $d(t)$ ao longo de um intervalo de tempo, levando em consideração a parte real $Y_r(t)$ e $D_r(t)$ e imaginária $Y_i(t)$ e $D_i(t)$.

$$TVE = \sqrt{\frac{[Y_r(t) - D_r(t)]^2 + [Y_i(t) - D_i(t)]^2}{[D_r(t)]^2 + [D_i(t)]^2}} \quad (3.53)$$

O TVE oferece uma medida quantitativa da discrepância global entre a saída do sistema e o sinal desejado, sendo que valores inferiores indicam uma concordância mais próxima, ao passo que valores superiores refletem uma maior disparidade onde a comparação entre a resposta desejada e a resposta real desempenha um papel crucial na avaliação do desempenho e da acurácia do sistema ou modelo em análise. Tal métrica também pode ser vista em estudos para quantificar a performance de estimadores de fase (ABDOLKHALIG; ZIVANOVIC, 2013; MINGOTTI; COSTA et al., 2021).

3.4 METODOLOGIA PROPOSTA

A metodologia proposta neste trabalho possui duas fases bem definidas, a primeira fase é composta por uma abordagem *offline* onde são obtidos os parâmetros de cada equalizador através do uso do AG e posteriormente a segunda fase para obter os coeficientes do filtro equalizador não linear, que se baseia na equalização supervisionada não linear. A Figura 8 exemplifica a metodologia de forma global.

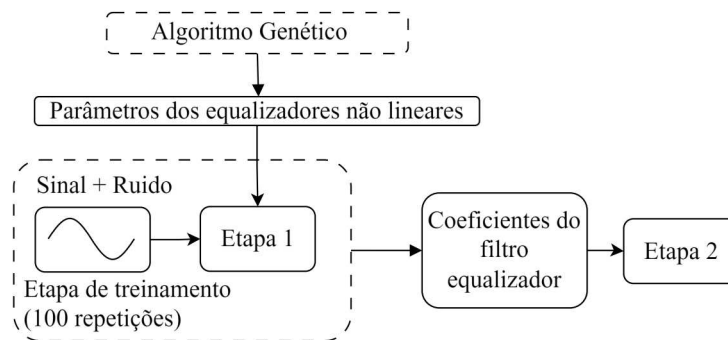


Figura 8 – Diagrama de blocos de execução das etapas de treinamento (etapa 1) e equalização (etapa 2).

3.4.1 ALGORITMO GENÉTICO

Um AG é uma abordagem computacional que se inspira nos princípios da evolução biológica e da genética para resolver problemas de otimização. Essencialmente, ele imita o processo de seleção natural, reprodução e mutação para evoluir uma população de soluções candidatas em direção a uma solução ótima.

O AG começa com uma população inicial de indivíduos, cada um representando uma possível solução para o problema em questão. Esses indivíduos são avaliados com base em uma função de aptidão, ou Função Objetivo (FOB), que mede o quão bem cada solução atende ao objetivo de otimização. Os indivíduos mais bem-sucedidos (os mais aptos) são selecionados para reprodução, simulando a ideia de seleção natural. Vale ressaltar que o AG sempre tentará minimizar o valor da FOB.

Durante a reprodução, os operadores genéticos de crossover e mutação são aplicados. O crossover envolve a combinação de partes dos genótipos (representação genética) dos pais para gerar descendentes. A mutação introduz pequenas alterações aleatórias nos genótipos, promovendo diversidade genética na população.

Esse ciclo de avaliação, seleção, crossover e mutação é repetido por várias gerações, permitindo que a população evolua gradualmente em direção a soluções mais ótimas. A eficácia do AG reside na sua capacidade de explorar amplamente o espaço de busca, equilibrando a intensificação (foco em soluções promissoras) e a diversificação (manutenção da diversidade genética).

Em resumo, os AG são poderosas ferramentas de otimização que se adaptam bem a uma variedade de problemas, sendo capazes de lidar com espaços de busca complexos e objetivos múltiplos. Sua abordagem baseada na evolução torna-os robustos e versáteis em diversas aplicações. A Figura 9 representa o diagrama de blocos do Algoritmo Genético de forma generalizada.

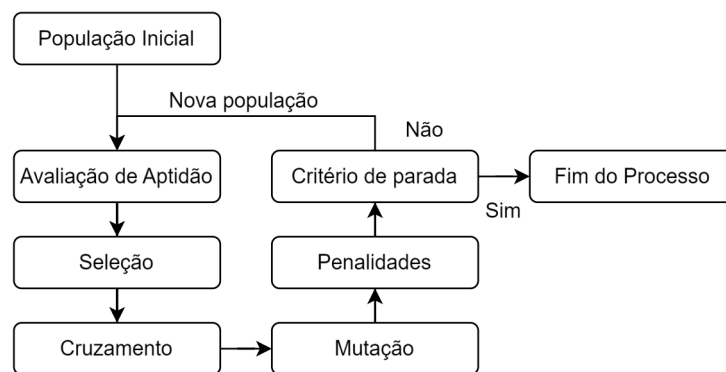


Figura 9 – Diagrama de Blocos do Algoritmo Genético.

- **Função Objetivo:** Na Avaliação de Aptidão, a função objetivo do algoritmo genético implementado leva em conta a diferença absoluta máxima entre o sinal desejado $S_{IN} = [x[n], x[n - 1], x[n - 2], \dots, x[n - T]]$ e o sinal equalizado $S_{EQ} = [\hat{x}[n], \hat{x}[n - 1], \hat{x}[n - 2], \dots, \hat{x}[n - T]]$, onde T é o número de amostras analisados:

$$MINfob = max(abs(S_{IN} - S_{EQ})) \quad (3.54)$$

Essa equação é escolhida pra ser a função objetivo do problema pois relaciona diretamente a saída do equalizador com o sinal desejado. Outras FOB podem ser utilizadas, como por exemplo minimizar o maior TVE encontrado, a média ou valor máximo do MSE. A escolha da FOB está intrinsecamente relacionada à convergência do otimizador, então essa decisão requer um conhecimento global do problema.

Seguindo o problema relacionado à equalização de um canal, a função objetivo que melhor contribuiu para acelerar o processo de equalização foi, como citado anteriormente, o erro absoluto máximo entre o sinal equalizado e o de entrada.

- **Restrições:** As restrições são definidas seguindo o seguinte critério:

$$\begin{aligned}
1 &\leq B, A \leq 50 \\
A &\leq B \\
0 &\leq \mu_1, \mu_2, \lambda \leq 1 \\
10^{-6} &\leq \delta \leq 10^6 \\
w_b, w_a &\in \mathbb{R} \\
A, B &\in \mathbb{N}
\end{aligned} \tag{3.55}$$

Neste trabalho é utilizada a mesma arquitetura de otimização bio-inspirada para os três algoritmos em estudo, o Volterra Recursive Least Square (AG-VRLS), Volterra Least Mean Square (AG-VLMS) e Bilinear Recursive Least Square (AG-BRLS). Uma vez que esta abordagem de otimização para a decisão dos parâmetros de cada técnica será o pilar para as análises implementadas nos capítulos 4 e 5, as restrições precisam ser mais relaxadas para abranger o maior número de casos, a custo de aumentar o tempo de execução do otimizador. Vale ressaltar que as restrições B e A são relacionadas à ordem dos filtros, os coeficientes μ_1 e μ_2 são os fatores de convergência do LMS e o δ e λ são relacionados às técnicas que são baseadas em RLS.

- **Penalidades:** As penalidades são definidas de forma a ajudar o otimizador a encontrar um resultado onde a função objetivo seja pequena e as métricas de interesse (TVE e MSE) são as menores possíveis. As penalidades são escolhidas visando a fronteira do erro do TVE aceitos aplicando esse valor em todos harmônicos. Desta forma, temos que:

$$\begin{aligned}
TVE \leq 10\% &\mapsto fob(i) = fob(i) * 0.80 \\
TVE \leq 8\% &\mapsto fob(i) = fob(i) * 0.70 \\
TVE \leq 3\% &\mapsto fob(i) = fob(i) * 0.20
\end{aligned} \tag{3.56}$$

- **Mutação:** Cada nova geração do AG foi definida uma função que tenta expandir o campo de busca modificando até 10% dos indivíduos. Essa mutação ocorre ao aleatoriamente alterar um ou mais parâmetros de forma a criar um indivíduo fora do padrão de convergência do algoritmo.
- **Cruzamento:** Cada nova geração do AG foi definida uma função que cruza os 25% melhores indivíduos com os outros 75% restantes, respeitando a distribuição uniforme, de forma a melhorar a próxima geração.

Para este trabalho, não é o intuito de entrar nos detalhes dos processos de mutação e cruzamento. As técnicas não lineares para equalização de canal possuem um conjunto de fatores que podem influenciar na convergência do algoritmo e, além disso, a ordem

do filtro escolhido pode vir a ser um dificultador quando se leva em conta a parte não linear, aumentando a sua complexidade. Utilizar um algoritmo genético para decidir e testar tais comportamentos auxiliará a busca pelos parâmetros que melhor atendem cada peculiaridade de cada uma das técnicas citadas anteriormente (MERABTI; MASSICOTTE, 2014). Portanto, a definição das possíveis funções objetivo, das restrições e das penalidades são mais relevantes neste processo.

Para cada uma das técnicas mencionadas anteriormente, exceto para o MLP, o AG é responsável por encontrar uma série de parâmetros distintos, como descrito abaixo:

- AG-VRLS: O algoritmo genético é capaz de otimizar os parâmetros da Série de Volterra RLS, definindo a taxa de esquecimento (λ), o fator de decaimento (δ) e a ordem do filtro (B).
- AG-VLMS: O algoritmo genético é capaz de otimizar os parâmetros da Série de Volterra LMS, definindo o fator de decaimento ($\mu = [\mu_1, \mu_2]$) e a ordem do filtro (B).
- AG-BRLS: O algoritmo genético é capaz de otimizar os parâmetros da rede bilinear, definindo a taxa de esquecimento (λ), o fator de decaimento (δ) e a ordem do filtro (B) e (A).

3.4.2 PRIMEIRA FASE

A primeira fase é a de otimização para obter os parâmetros do equalizador, nesta etapa o foco é obter os coeficientes de cada técnica não linear, otimizando-os do ponto de vista do TVE e do MSE. Esta etapa pode ser substituída por uma heurística a parte para decidir quais os coeficientes de cada equalizador não linear. Entretanto, essa decisão leva muito tempo e necessita conhecer muito bem as características do canal. Desta forma, o uso do AG tornou-se uma opção viável para solucionar esse problema, visto que o AG buscará os parâmetros mais otimizados possíveis dentro do seu espaço de convergência. Para se obter os parâmetros resultantes do AG, a Figura 10 ilustra uma iteração do otimizador.

Inicialmente são escolhidos um número limitado de indivíduos de forma aleatória dentro das restrições impostas, dando origem à população da geração. Sequencialmente, para cada indivíduo é feita a tentativa de equalização utilizando a mesma janela contendo 100 ciclos da frequência fundamental e, então, para cada indivíduo tem-se uma FOB associada. Nessa etapa, pode acontecer do indivíduo não convergir e gerar coeficientes do tipo "NaN" e " $\pm\infty$ " para que esses indivíduos não se reproduzam, uma penalidade é aplicada ao indivíduo de forma a ser excluído das próximas gerações. Para os indivíduos que conseguem convergir, a FOB é relaxada dependendo da performance do indivíduo ao calcular o TVE.

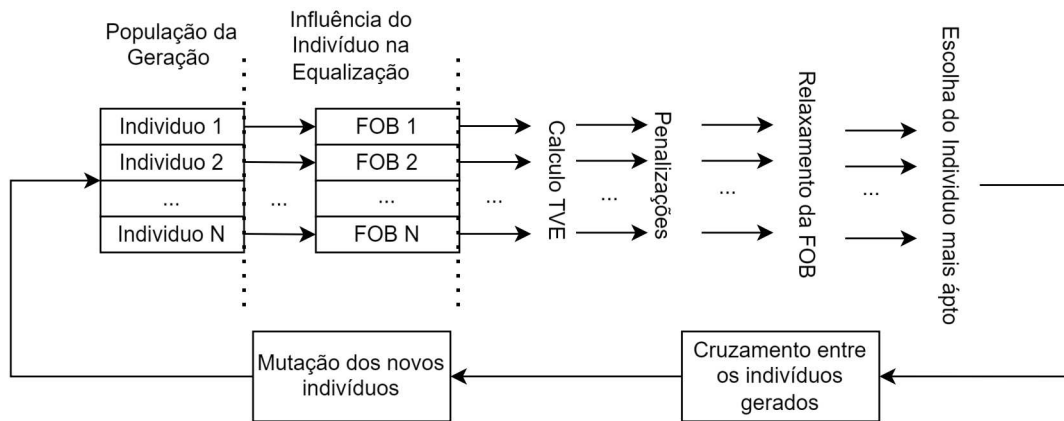


Figura 10 – Fluxograma do Otimizador.

Para se obter os parâmetros do TVE, é utilizado uma sub-janela com os últimos 12 ou 10 ciclos de uma das janelas de treinamento e do resultado da equalização, dependendo da frequência fundamental do sinal, conforme ilustrado na Figura 11.

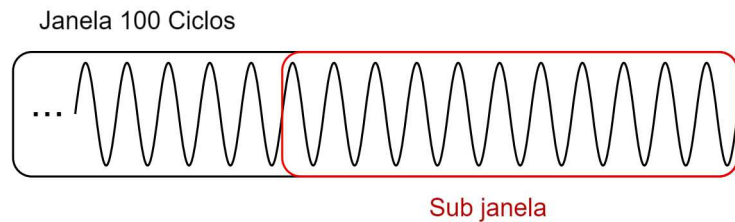


Figura 11 – Sub-janelamento para calculo do TVE.

O individuo mais apto é escolhido a partir da menor FOB e seus genes são distribuídos para as populações subseqüentes através do cruzamento, uma mutação pode acontecer após esse processo a fim de expandir o campo de busca do otimizador. O critério de parada é decidido quando há uma sequencia de repetição do mesmo individuo entre as gerações. Ao final desta etapa, espera-se encontrar as seguintes

3.4.3 SEGUNDA FASE

A segunda fase consiste em utilizar os coeficientes encontrados na etapa anterior para equalizar o canal, podendo ser exemplificado na Figura 12.

Para desenvolver equalização de canal em simulação e na prática, uma metodologia precisa ser seguida, evidenciada na Figura 8. Desta forma, o treinamento dos parâmetros das técnicas não-lineares envolve a utilização do AG executando a Etapa 1 e Etapa 2 de forma a obter a cada geração os indivíduos mais aptos que geram os parâmetros dos equalizadores não lineares.

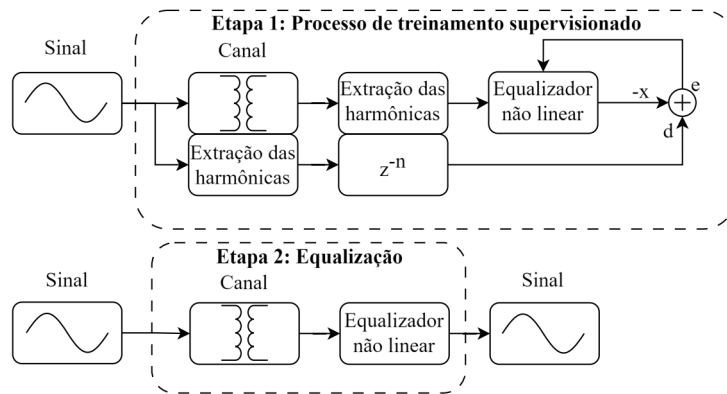


Figura 12 – Diagrama de Blocos do Equalizador Não Linear.

Realiza-se o processo de equalização para N janelas de 100 ciclos, após isso, uma média dos coeficientes encontrados para cada janela é realizada, originando o coeficiente médio do equalizador não linear.

De posse dos coeficientes médios do processo de equalização não linear a Etapa 2 é executada e como métrica para aferir a qualidade do algoritmo utiliza-se o TVE, conforme explicado anteriormente. Ao se apoiar nas normas que regem a utilização de transformadores de medição, neste trabalho será focado em uma análise onde o objetivo é obter TVEs inferiores à 8% ou erros de 5% na amplitude e 5 graus na fase, o que for menor, para todos os harmônicos presentes no sinal - até o quinquagésimo harmônico.

Para a rede MLP, não será utilizado um AG para obter o número de neurônios necessário para a equalização. Em todos os casos serão utilizados uma rede MLP com 32 neurônios e 32 entradas. Análogo ao explicado anteriormente, a Figura 13 explicita a metodologia proposta para a equalização utilizando rede neural.

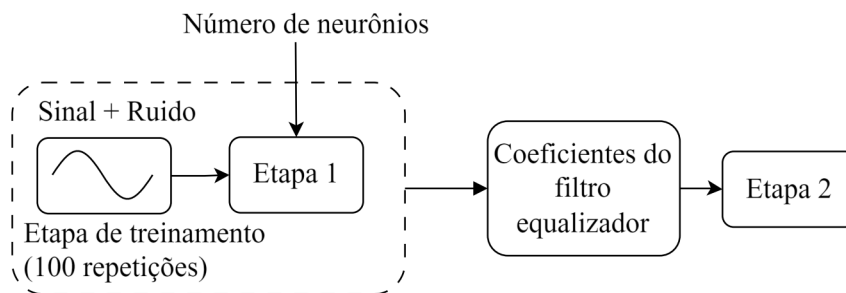


Figura 13 – Diagrama de blocos de execução das etapas de treinamento (etapa 1) e equalização (etapa 2). Levando em consideração a utilização da Rede Neural.

3.5 CONCLUSÕES PARCIAIS

Ao final desta seção, entende-se que as técnicas não lineares utilizando a série de Volterra, a rede Bilinear e a Rede Neural aplicadas ao processo de equalização podem ser

soluções factíveis no contexto explicado anteriormente. Visto que cada técnica apresenta sua particularidade que pode comprometer o sucesso da equalização, o algoritmo genético entra para auxiliar na decisão dos parâmetros decisivos de forma mais assertiva, permitindo uma maior agilidade nos estudos de caso que serão apresentados nas seções posteriores.

4 RESULTADOS SIMULAÇÃO

Neste capítulo serão mostrados resultados de equalização para canais simulados. O canal em questão, é um canal tipicamente linear podendo ser de fase mínima, de fase máxima ou de fase mista, contendo ressonância ou não dentro da faixa de interesse da equalização.

Os canais são simulados através de sua respectiva função transferência ou modelo elétrico dos transdutores, utilizado um sinal senoidal amostrado a 7680 Hz e com frequência fundamental de 60Hz e com harmônicos ímpares no intervalo do 3º ao 49º harmônico com uma amplitude de 5% em relação à fundamental e com ruído aditivo de aproximadamente 30dB de SNR.

4.1 SIMULAÇÃO DE CANAIS A PARTIR DA FUNÇÃO TRANSFERÊNCIA

Em se tratando de sistemas lineares e LTI, sua caracterização através da resposta em frequência comumente incide sobre a análise da fase do sistema. As nuances entre canais de fase mínima, máxima e mista estão intrinsecamente relacionadas às características específicas da resposta de fase do sistema (MITRA, 2001).

4.1.1 CANAL FASE MÍNIMA

Um sistema é designado como um canal de fase mínima quando sua resposta de fase é configurada de maneira a minimizar a defasagem temporal para uma dada amplitude em uma frequência específica, ou seja, todos os zeros da função transferência ficam dentro do círculo unitário. Essa configuração é desejável em diversas aplicações, visto que minimiza a distorção temporal dos sinais de entrada (MITRA, 2001).

Um exemplo de função transferência de um canal fase mínima é descrita em (4.1). Sua representação no círculo unitário é mostrada na Figura 14a e a representação do diagrama de Bode na Figura 14b.

$$H_1(z) = \frac{2 + 0,2z^{-1} - 0,24z^{-2}}{1 + 0,30z^{-1} - 0,10z^{-2}} \quad (4.1)$$

De posse da função transferência do canal, será iniciado o processo de equalização seguindo o diagrama de blocos da Figura 12. Inicialmente, o sinal ruidoso de entrada $x[n]$ é convoluído com a função transferência do canal $H_1(z)$ resultando no sinal distorcido $y[n]$, ambos representados na Figura 15.

Após esta etapa, é realizada a extração do ruído para alimentar o processo de filtragem adaptativa. A remoção do componente fundamental e dos harmônicos é feita através do cálculo da Transformada Rápida de Fourier (FFT) da seguinte forma: A FFT é calculada para uma janela com 100 ciclos da frequência fundamental, os componentes

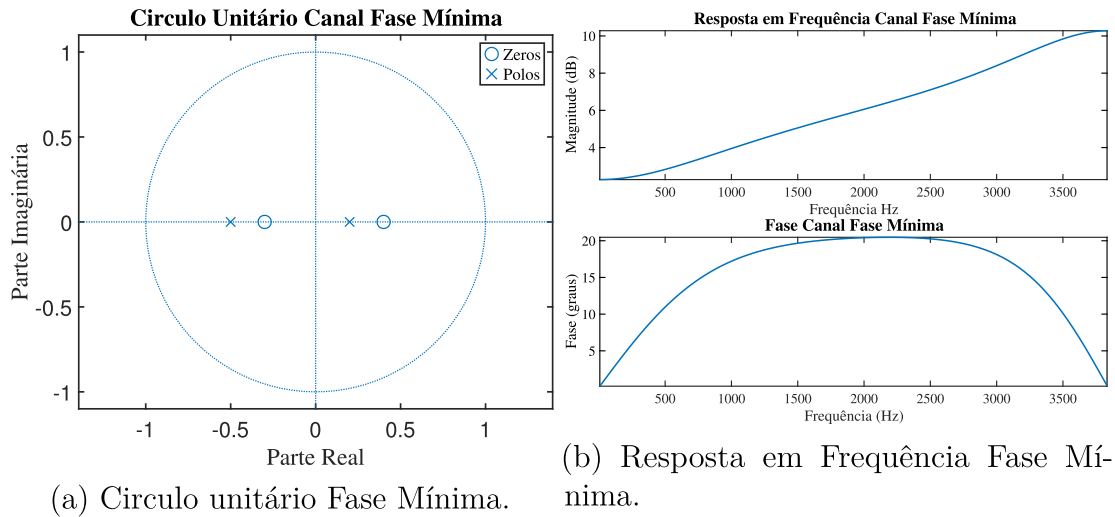


Figura 14 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.

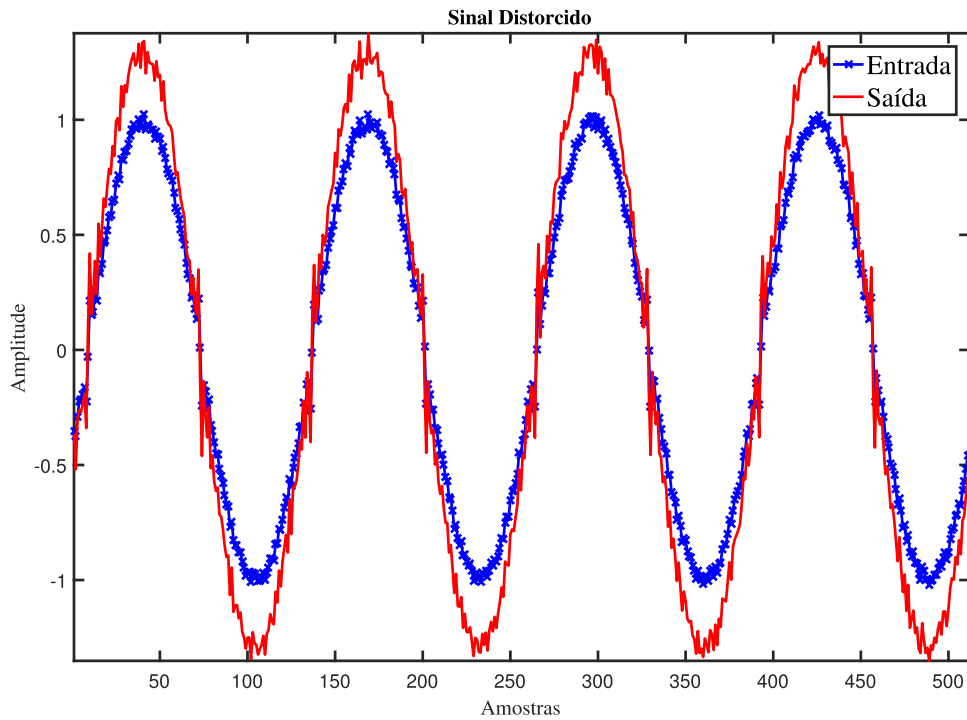


Figura 15 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.

(fundamental e harmônicos) são zerados e é realizada a Transformada Rápida de Fourier Inversa (IFFT).

Realizada a extração do ruído, oriundo da entrada $x[n]$, e de $y[n]$, o processo de equalização ocorre amostra-a-amostra utilizando os algoritmos apresentados no Capítulo 3. Para as técnicas VLMS, VRLS e BRLS a utilização do AG se torna extremamente relevante, pois os parâmetros que influenciam na convergência das técnicas apresentadas são escolhidos pelo otimizador de forma a se obter menor erro MSE. Como métrica de comparação, será utilizado também o RLS linear utilizando os parâmetros obtidos pelo AG-VRLS. Nota-se que se a solução se encontra em um mínimo local ou mínimo global

não é relevante para este trabalho, visto que o objetivo de utilizar tal técnica para auxiliar na escolha dos parâmetros está atrelado a se obter baixos TVEs (idealmente inferiores à 8%).

Nesta etapa para a rede MLP, será utilizado os sinais contendo todo o espectro de frequências normalizados em relação à fundamental e a configuração da rede é feita com 1 camada de entrada, 1 camada oculta, ambas com 32 neurônios e 1 camada de saída. A taxa de aprendizagem utilizada foi de 10%.

Na Tabela 1, mostram-se os genes mais aptos das quatro primeiras gerações das técnicas não-lineares que utilizam a série de Volterra e a rede bilinear. Já na Tabela 2 é descrito quais parâmetros são utilizados no RLS Linear, vale ressaltar que é usado uma heurística a parte para obter os valores.

Tabela 1 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o canal fase mínima

Gerações	VLMS			VRLS			BRLS			
	μ_1	μ_2	B	δ	λ	B	δ	λ	B	A
1	0.3589	0.2639	10	15.4195	0.9993	6	0.8948	0.9994	21	2
2	0.3589	0.2639	10	0.8921	0.9995	11	6.0885	0.9929	24	5
3	0.0778	0.0041	11	0.0074	0.9983	12	5.8849	0.9939	24	6
4	0.0867	0.0027	11	0.0072	0.9986	15	6.2236	0.9945	24	5
Final	0.0841	0.0027	11	1.2603	0.9995	15	6.2236	0.9945	24	5

Tabela 2 – Parâmetros RLS Linear para o canal de fase mínima

x	Delta	Lambda	B
1	0.0072	0.9986	14

De posse dos coeficientes resultantes do AG que atendem a tolerância de erro associado ao TVE para cada técnica, a simulação do processo de equalização é realizada levando em conta a média dos resultados de 100 sinais de entrada. Uma vez que os algoritmos convergiram, obtém-se a média do MSE representado na Figura 16.

Ao analisar a Figura 16, observa-se que na média cada técnica desempenhou de forma satisfatória ao analisar o MSE. É observado que inicialmente o erro das equalizações linear e não-lineares, a cada iteração, tenderam a reduzir até estabilizarem em torno de um valor. Dessa forma, normalizar o erro possibilita uma melhor análise comparativa geral da convergência de cada técnica. O VLMS apresentou um comportamento mais lento até atingir a estabilidade, seguido do LRLS que levou mais de 6000 iterações, logo após o VRLS e a técnica que atingiu a estabilidade média mais rápida foi o BRLS. O MLP apesar apresentar uma rápida convergência inicial não atingiu a estabilidade dentro das iterações analisadas.

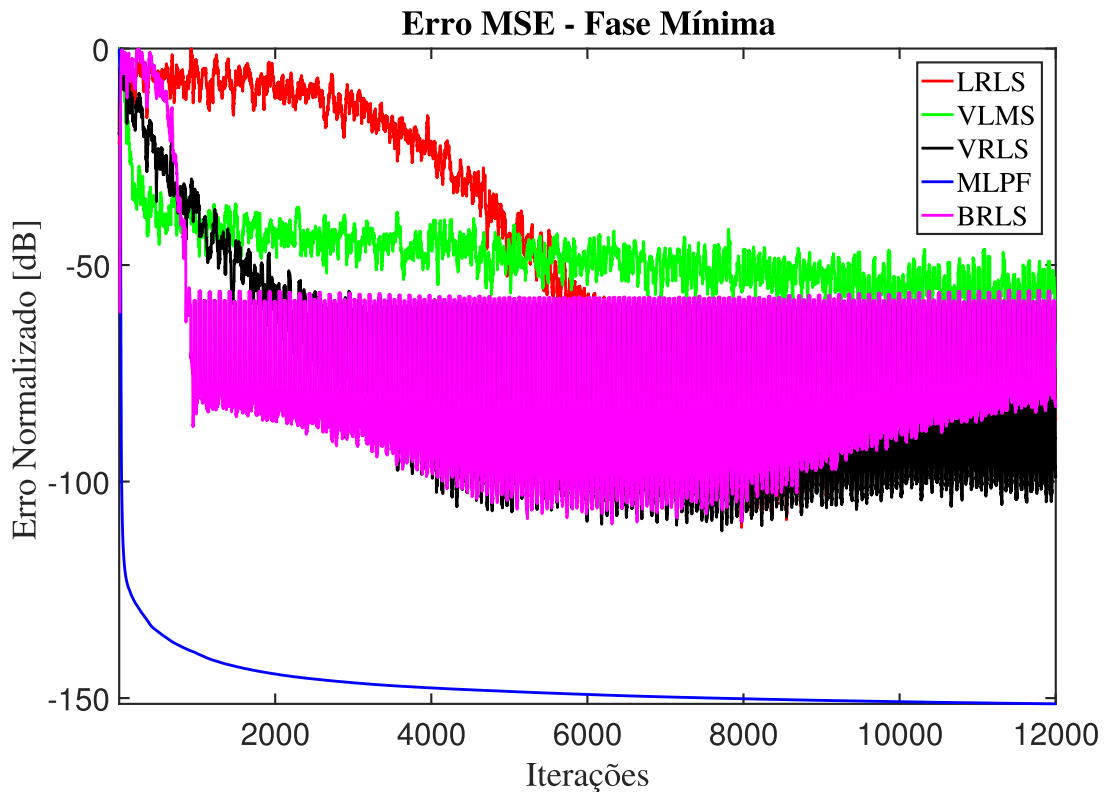


Figura 16 – Média da convergência do MSE das técnicas para 100 repetições.

Verificando o resultado da equalização no domínio do tempo, pode-se ter um vislumbre de que cada técnica está cumprindo com o seu papel de equalizar a distorção proveniente do canal. Na Figura 17 são mostrados dois ciclos dos sinais de entrada (desejado), sinal distorcido e o sinal equalizado para cada técnica implementada, já na Figura 18 possui um maior detalhe na curva no domínio do tempo, para a técnica VRLS.

No domínio do tempo percebe-se que todas as técnicas apresentadas cumprem com o papel de compensar significativamente a distorção decorrente do canal. Partindo para uma análise mais detalhada no domínio da frequência, pode-se conferir a relação entre a saída do equalizador $Y_e(z)$ com a entrada do canal $X_i(z)$. Ao levantar a função de transferência do canal equalizado, espera-se que cada técnica consiga corrigir as distorções de amplitude e de fase ocasionadas pelo canal no sinal injetado.

A Figura 19 mostra a função transferência média das 100 repetições realizadas, deixando evidente a atenuação da amplitude em decibels e a distorção da fase em graus para cada uma das técnicas. Os algoritmos VRLS, LRLS e BRLS tiveram um bom aproveitamento em relação a amplitude e em fase, compensando quase que totalmente os efeitos do canal fase mínima. Vale ressaltar que a rede MLP e o VLMS apesar de terem um bom desempenho na amplitude, em relação a fase, apresentou uma variação na fase de aproximadamente $[-2^\circ, 4^\circ]$ dependendo do harmônico analisado.

Por fim, ao analisar o TVE, mostrado na Figura 20, pode-se juntar as informações

Domínio do Tempo

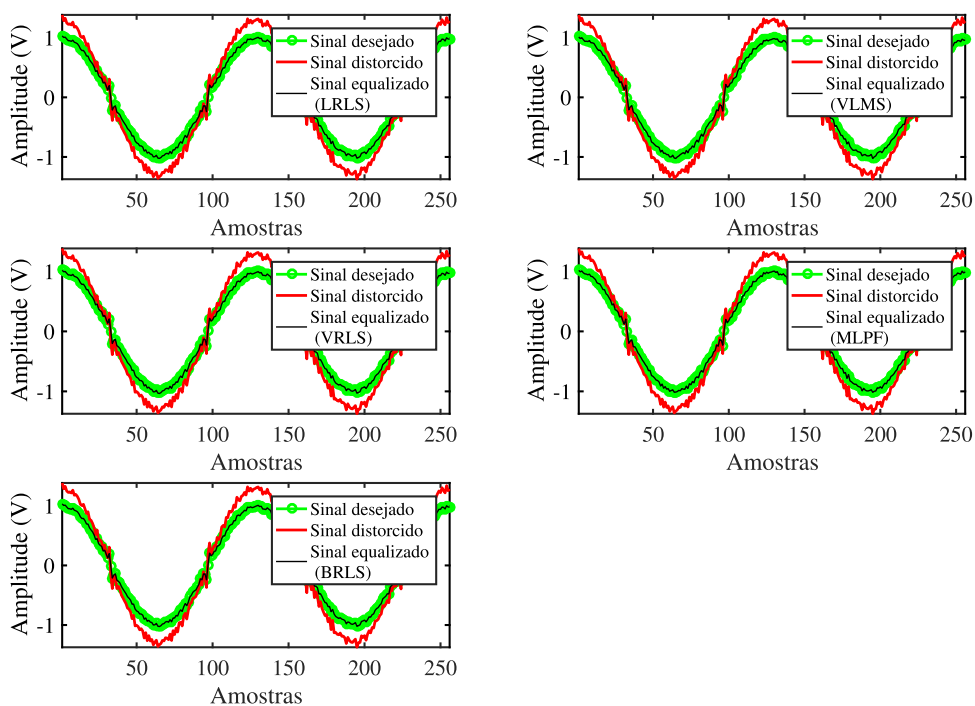


Figura 17 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo.

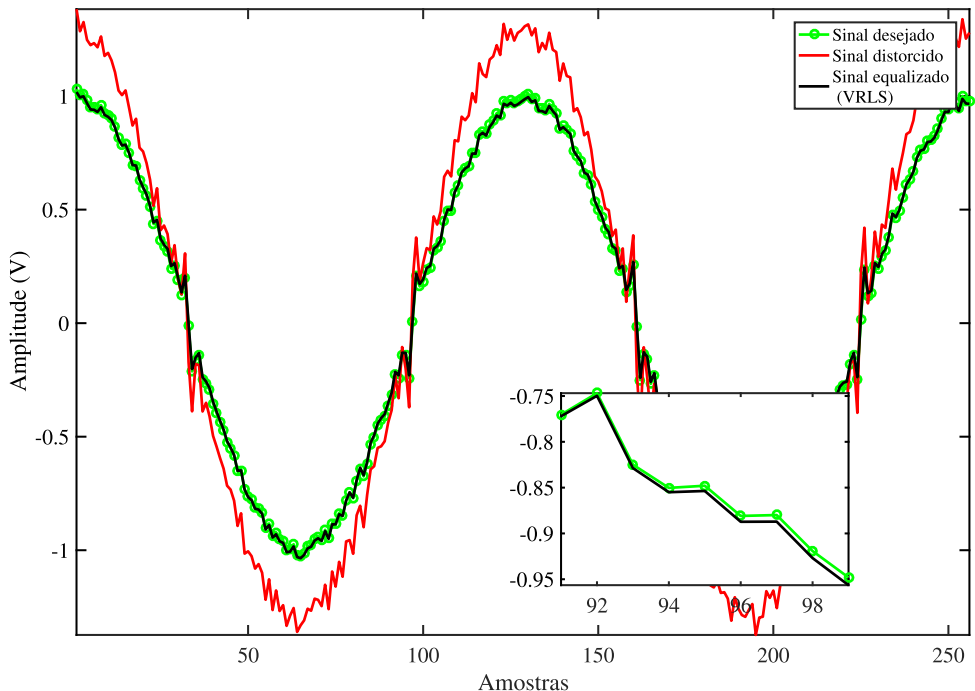


Figura 18 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.

de amplitude e fase para se ter uma métrica capaz de quantificar o quão próximo o sinal equalizado ficou do sinal de entrada. O primeiro gráfico à esquerda, mostra o TVE, em porcentagem, sem levar em conta a equalização, evidenciando a influência que o canal

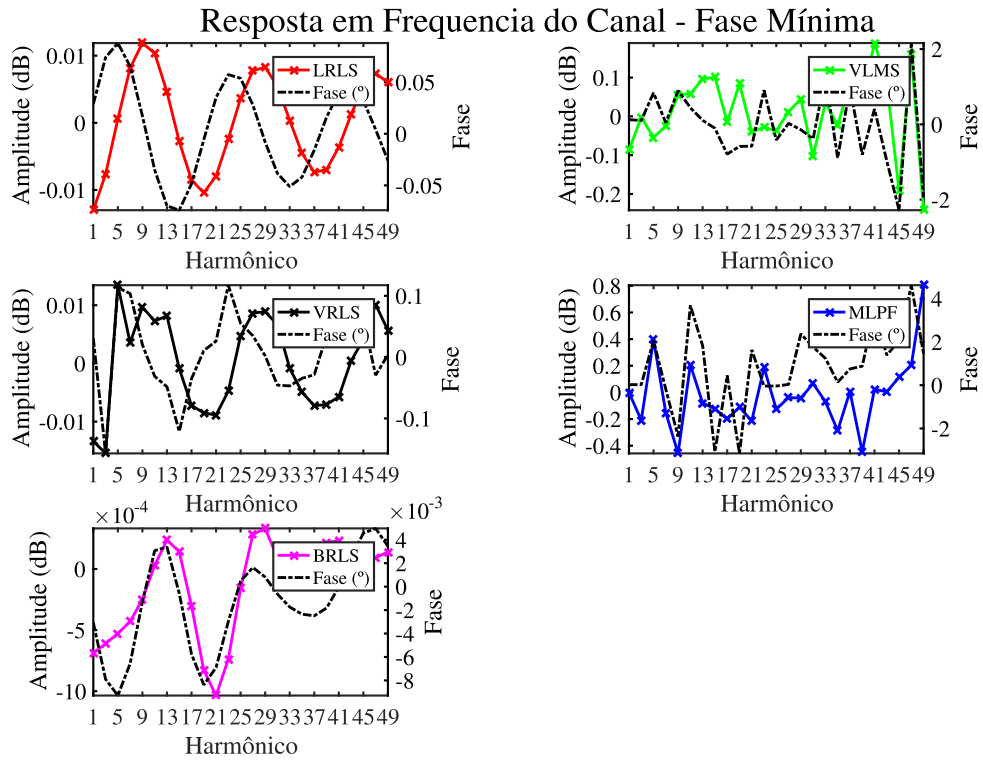


Figura 19 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica.

teve ao distorcer o sinal. Já os outros gráficos mostram a porcentagem do TVE para cada harmônico injetado. Comparando os resultados na média, todas as técnicas performaram dentro das métricas estabelecidas nos capítulos anteriores. Ao analisar pontualmente cada harmônico observa-se apenas que na rede MLP obteve um TVE acima da margem estipulada, esse comportamento pode ser explicado por conta da variação presente na defasagem angular.

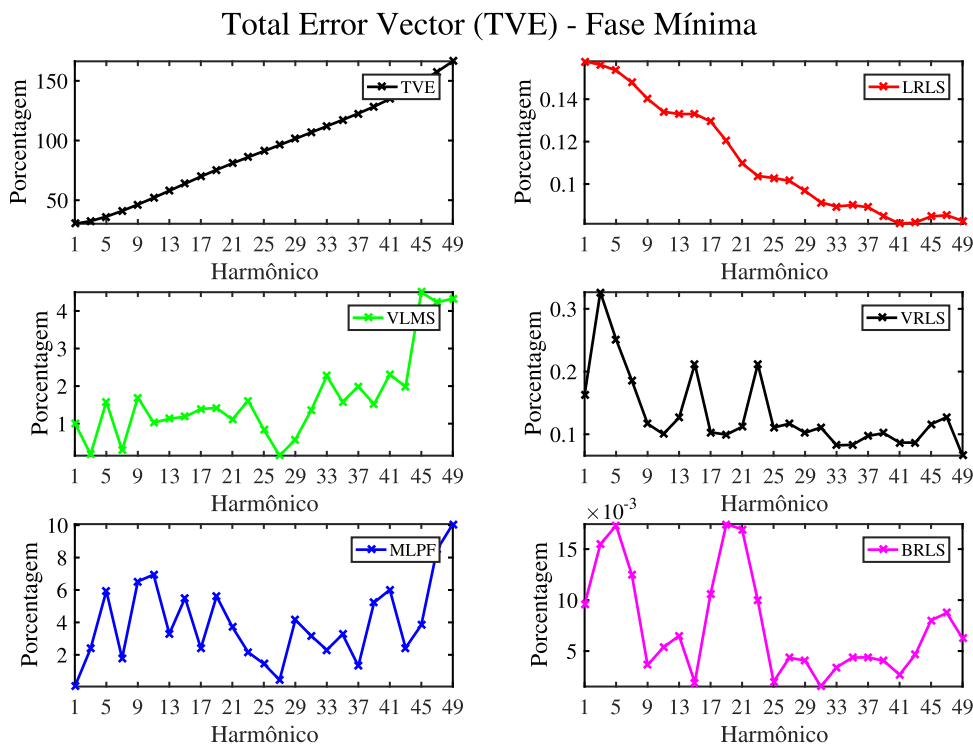


Figura 20 – Média do TVE para cada técnica.

4.1.2 CANAL FASE MISTA

Um sistema é designado como canal de fase mista quando apresenta características tanto de fase mínima quanto de fase máxima. A resposta de fase do sistema pode exibir regiões onde a defasagem é minimizada (fase mínima) e outras onde é maximizada (fase máxima). Essa complexidade pode surgir em sistemas mais intrincados ou nos quais diferentes componentes contribuem de maneira heterogênea para a resposta global do sistema (MITRA, 2001).

Um exemplo de função transferência de um canal fase mista é descrita em (4.2). Sua representação no círculo unitário é mostrado na Figura 21a e a representação do diagrama de Bode na Figura 21b.

$$H_2(z) = \frac{1 - 1.6z^{-1} + 0.1z^{-2}}{1 + 0.1z^{-1} - 0.12z^{-2}} \quad (4.2)$$

De posse da função transferência do canal, com o intuito de simular um processo de distorção do sinal de entrada, será iniciado o processo de equalização seguindo o diagrama de blocos da Figura 12. Inicialmente, o sinal ruidoso de entrada $x[n]$ é convoluído com a função transferência do canal $H_2(z)$ resultando no sinal distorcido $y[n]$ representado na Figura 22.

Na Tabela 3, mostra-se os genes mais aptos das quatro primeiras gerações das técnicas não-lineares que utilizam a série de Volterra e a rede bilinear. Já na Tabela 4 é descrito quais parâmetros são utilizados no RLS Linear.

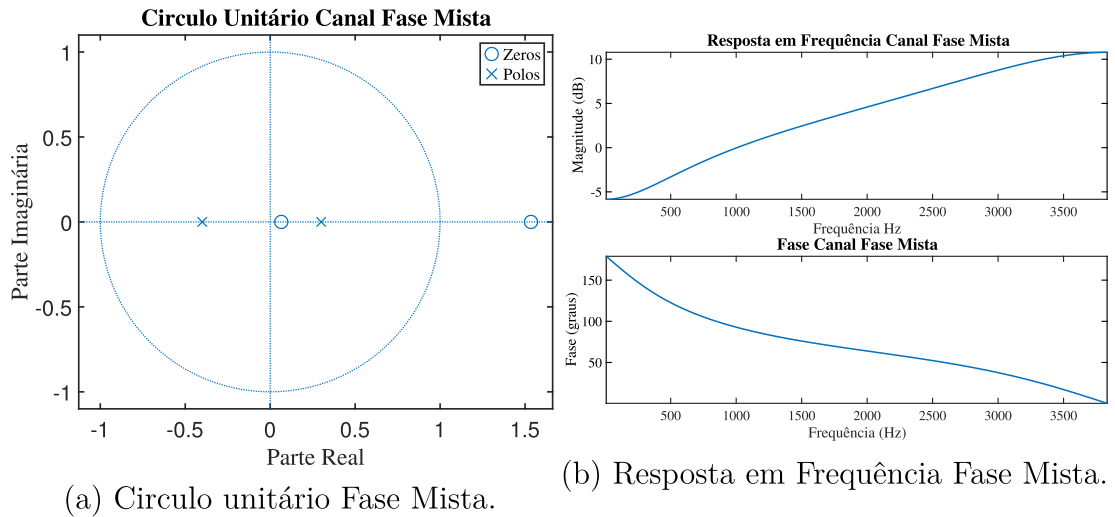


Figura 21 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.

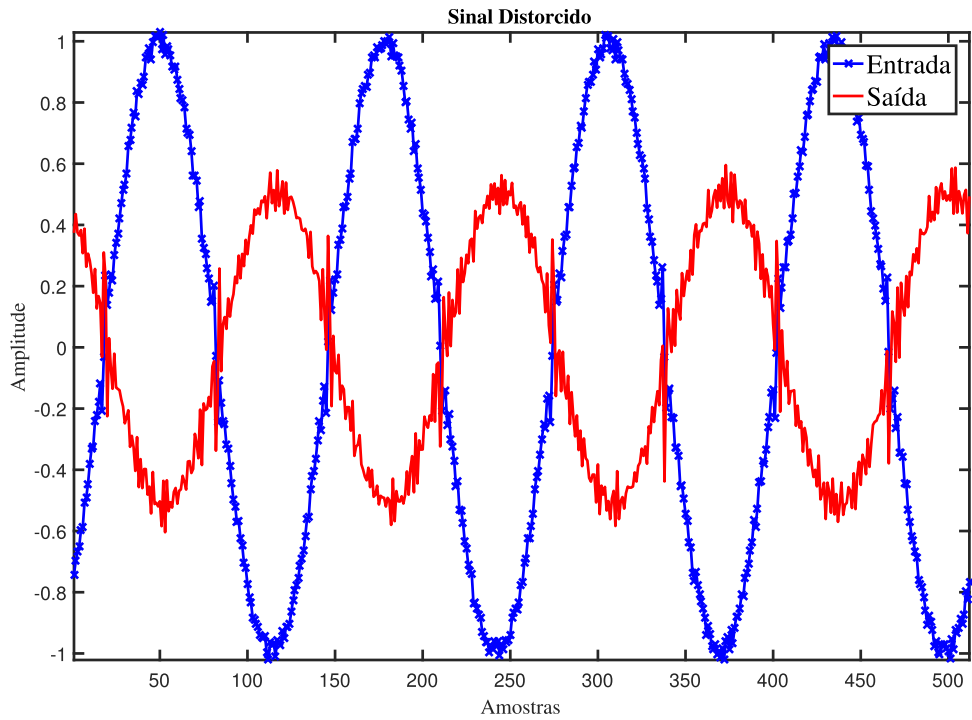


Figura 22 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.

Tabela 3 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o canal fase mista

Gerações	VLMS			VRLS			BRLS			
	μ_1	μ_2	B	δ	λ	B	δ	λ	B	A
1	0.7075	0.012	24	0.8948	0.9994	34	0.8948	0.9994	21	2
2	0.5966	0.0007	24	0.8948	0.9994	34	6.0885	0.9929	24	5
3	0.1643	0.0024	29	0.8200	0.9994	23	5.8849	0.9939	24	6
4	0.3216	0.0024	30	0.0234	0.9994	31	6.2236	0.9945	24	5
Final	0.3216	0.0024	27	1.5296	0.9994	25	6.2236	0.9945	24	5

Tabela 4 – Parâmetros RLS Linear para o canal fase mista

x	Delta	Lambda	B
1	4.9567	0.9996	32

A partir dos coeficientes resultantes do AG, seguindo a mesma metodologia descrita no canal fase mínima, se obtêm os coeficientes do filtro equalizador médio para o canal. Como resultado, obtêm-se também a média do MSE representado na Figura 23. É importante enfatizar que ao normalizar o erro, caso inicialmente o algoritmo divirja, a métrica normalizada representa o quanto o equalizador variou na sua saída até conseguir minimizar o erro médio quadrático.

O VRLS apresentou um comportamento mais lento até atingir a estabilidade, seguido do LRLS, logo após o VLMS e a técnica que atingiu a estabilidade média mais rápida foi o BRLS. O MLPF apesar apresentar uma rápida convergência inicial não atingiu a estabilidade dentro das iterações analisadas.

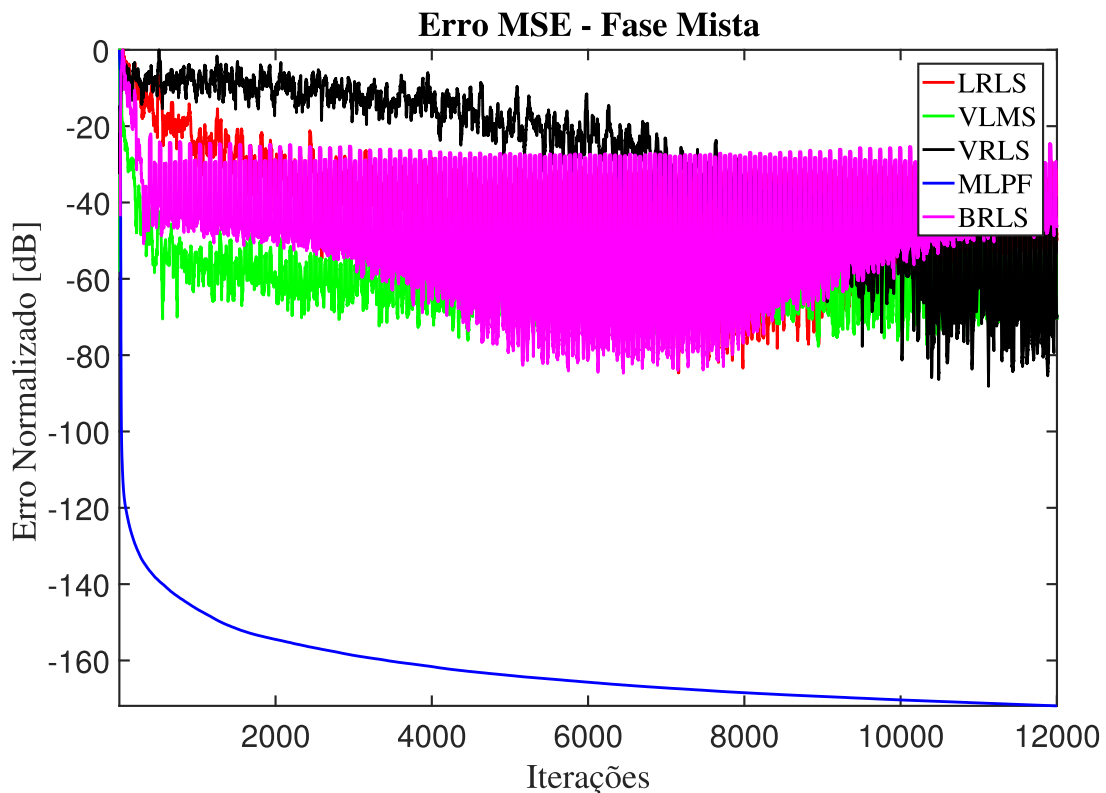


Figura 23 – Média da convergência do MSE das técnicas para 100 repetições.

Ao analisar a Figura 23, é observado que as técnicas BRLS, LRLS, VLMS e BRLS convergiram dentro dos 100 ciclos da frequência fundamental, visto que o valor numérico do MSE estabilizou após um certo número de iterações. Já as técnicas VRLS e MLPF não alcançaram o regime permanente neste intervalo, porém obtiveram baixo MSE. Vale enfatizar que mesmo não estabilizando o MSE dentro do intervalo proposto pelo trabalho,

os valores obtidos de MSE indicam que todas as técnicas conseguiram se aproximar e, consequentemente, reduzir muito o erro advindo da influência do canal.

Verificando o resultado da equalização no domínio do tempo, podemos ter um vislumbre de que cada técnica está cumprindo com o seu papel de equalizar a distorção proveniente do canal. Na Figura 24 são mostrados dois ciclos dos sinais de entrada (desejado), sinal distorcido e o sinal equalizado para cada técnica implementada, já na Figura 25 possui um maior detalhe na curva no domínio do tempo para a técnica VRLS.

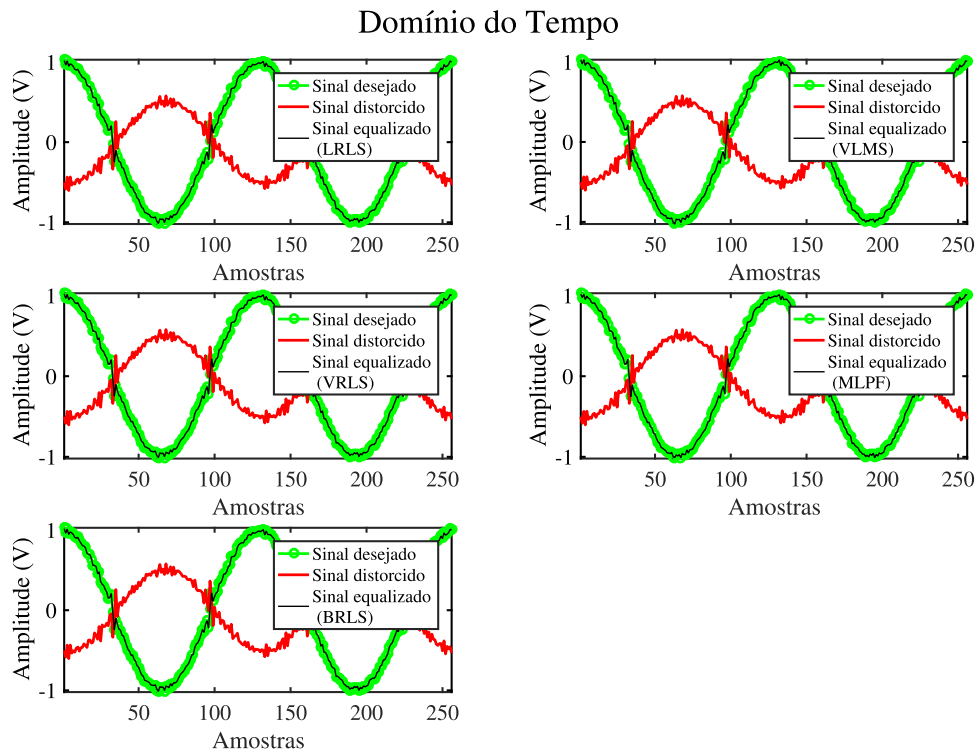


Figura 24 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo. Eixo horizontal é representado pelo número de amostras do sinal no tempo (n) e o eixo vertical pela amplitude do sinal (V).

No domínio do tempo percebe-se que todas as técnicas apresentadas cumprem com o papel de compensar a distorção decorrente do canal. Partindo para uma análise mais detalhada no domínio da frequência, pode-se conferir a relação entre a saída do equalizador $Y_e(z)$ com a entrada do canal $X_i(z)$. Ao levantar a função transferência do canal equalizado, espera-se que cada técnica consiga corrigir as distorções em amplitude e em fase.

A Figura 26 mostra a função transferência média das 100 janelas realizadas, deixando evidente a atenuação da amplitude em dB e a distorção da fase em graus para cada uma das técnicas. Todos os equalizadores tiveram um bom aproveitamento em relação a amplitude e em fase para o canal de fase mista.

Por fim, ao analisar o TVE na Figura 27 pode-se juntar as informações de amplitude e fase para se ter uma métrica capaz de quantificar o quão próximo a equalização ficou do

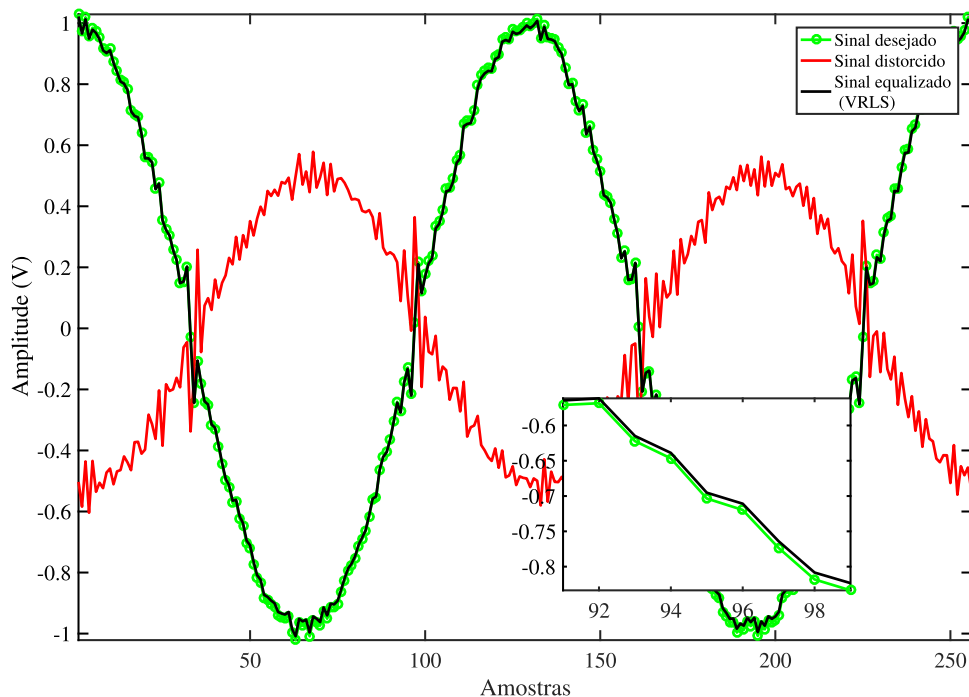


Figura 25 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.

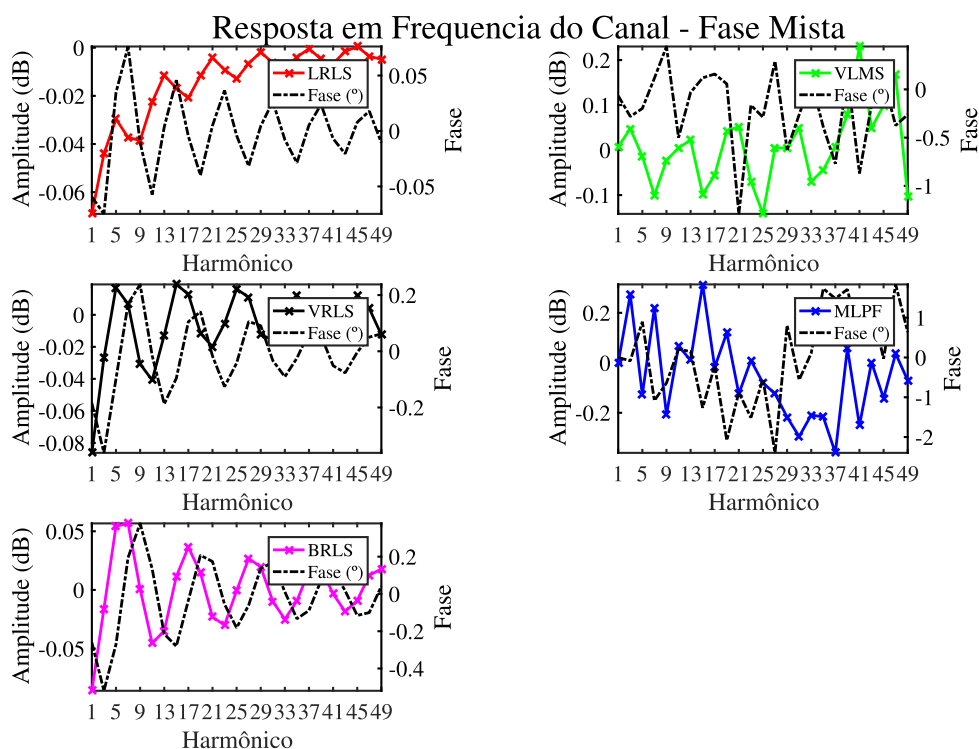


Figura 26 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica.

sinal de entrada. O primeiro gráfico à esquerda, mostra o TVE, em porcentagem, sem levar em conta a equalização, evidenciando a influência que o canal teve ao distorcer o sinal. Já os outros gráficos mostram a porcentagem do TVE para cada harmônico injetado. Para esse canal, todas as técnicas conseguiram performar dentro do esperado com TVEs inferiores a 8% e, com isso, atendendo os critérios estabelecidos neste trabalho.

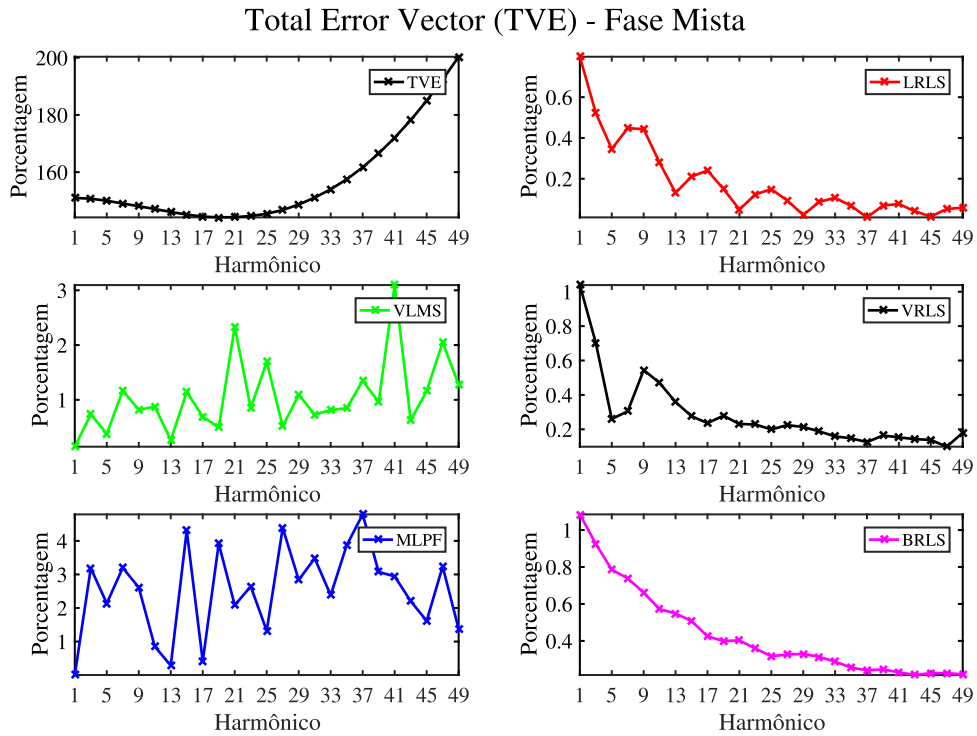


Figura 27 – Média do TVE do canal equalizados por cada técnica.

4.2 SIMULAÇÃO DE TRANSDUTORES

A rede elétrica é tipicamente mensurada através de transformadores de instrumentação (tensão e corrente), que ficam expostos à variações de temperatura e climáticas. Tal conjunto de variações a longo prazo podem degradar os componentes físicos que constituem os TI, podendo influenciar na qualidade do sinal mensurado e, conseqüentemente, pode inserir componentes que não estão presentes na rede elétrica - prejudicando as análises de qualidade de energia.

Os transdutores foram simulados em Simulink através de um circuito equivalente. Como entrada, foi utilizado um sinal senoidal amostrado a 7680Hz e com frequência fundamental de 60Hz e harmônicos de 5°, 10°, 15°, 20°, 25°, 30°, 35°, 40°, 45°, 47° e 49° com 1% da amplitude da fundamental e com ruído aditivo de aproximadamente 40dB de SNR.

4.2.1 MODELO TRANSFORMADOR 1

Normalmente, a resposta em frequência desses transformadores não é conhecida, pois não foi testada na fábrica e é muito difícil obtê-la uma vez que o transformador está operando no campo. Analisando o modelo de transformador (FUENTES; QUEZADA, 2000) para frequência fundamental de 60Hz, os coeficientes encontrados estão na Tabela 5.

O circuito equivalente representado na Figura 28 é simulado e, posteriormente, estuda-se o processo de equalização utilizando cada uma das técnicas descritas nas seções

anteriores.

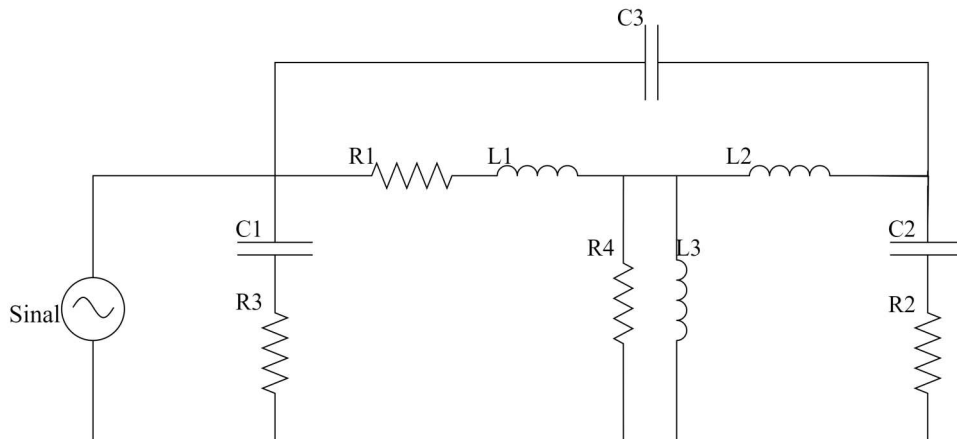


Figura 28 – Circuito equivalente Transformador 1

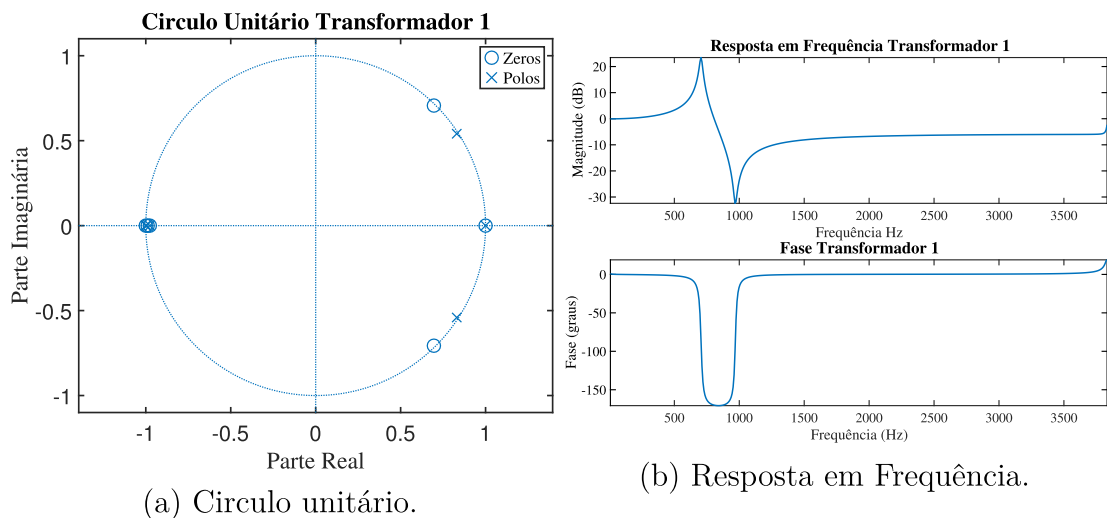
R1	C1	L1	R2	C2	L2	R3	C3	L3	R4
1 mΩ	7,8 mF	6.6718 μH	100μΩ	3,6 mF	40,744nH	100μΩ	3,6mF	1,158mH	2,6MΩ

Tabela 5 – Tabela de valores dos componentes do circuito equivalente do Transformador 1.

A Equação 4.3 foi obtida utilizando recursos do simulador e expressa a função transferência do circuito equivalente do transformador.

$$H(z) = \frac{0,54107+0,3104z^{-1}-0,9662z^{-2}+0,0085z^{-3}+0,9390z^{-4}-0,3189z^{-5}-0,5139z^{-6}}{1+0,3102z^{-1}-2,3198z^{-2}+0,01266z^{-3}+2,2733z^{-4}-0,3227z^{-5}-0,9533z^{-6}} \quad (4.3)$$

Sua representação no círculo unitário é mostrado na Figura 21a e a representação do diagrama de Bode na Figura 21b.



(a) Círculo unitário.

(b) Resposta em Frequência.

Figura 29 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.

De posse dos sinais resultantes do circuito simulado, será iniciado o processo de equalização seguindo o diagrama de blocos da Figura 12. Inicialmente, o sinal ruidoso de

entrada $x[n]$ é convoluído com o circuito equivalente do transformador 1 gerando o sinal distorcido $y[n]$ representado na Figura 30.

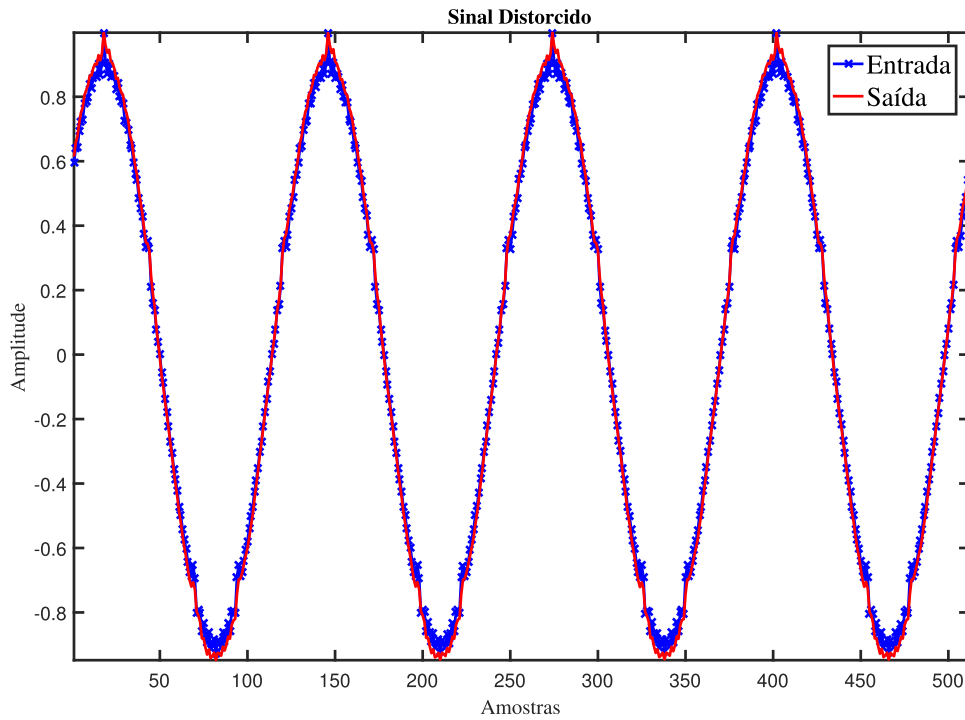


Figura 30 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.

A Tabela 6 mostra alguns resultados obtidos do AG para algumas gerações mais aptas. Já a Tabela 7 mostra os parâmetros do RLS linear obtido através de uma heurística.

Tabela 6 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o transformador 1

Gerações	VLMS			VRLS			BRLS			
	μ_1	$\mu_2[10^{-5}]$	B	δ	λ	B	δ	λ	B	A
1	0.1234	6.9892	29	1.5882	0.9991	29	0.0758	0.9900	21	2
2	0.2651	6.5390	29	1.5882	0.9991	29	6.0885	0.9929	24	5
3	0.1783	6.5390	40	1.5296	0.9994	30	5.8849	0.9939	24	6
4	0.2967	3.5983	22	1.5296	0.9994	30	6.2236	0.9945	24	5
Final	0.0927	3.5983	40	1.5296	0.9994	30	6.2236	0.9945	24	5

Tabela 7 – Parâmetros RLS Linear para o transformador 1

x	Delta	Lambda	B
1	4.9567	0.9996	32

A partir dos coeficientes resultantes do AG para cada técnica que atendem a tolerância de erro associado ao TVE, a etapa 2 é realizada levando em conta a média dos resultados das 100 janelas simuladas. Como resultado, obtém-se a média do MSE representado na Figura 31.

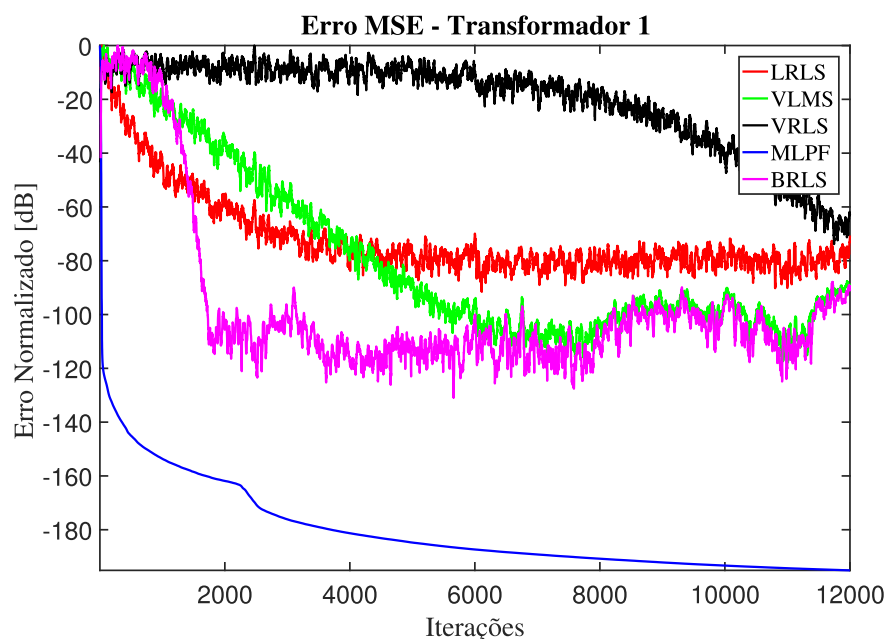


Figura 31 – Média da convergência do MSE normalizado das técnicas para 100 repetições.

Ao analisar a Figura 31, se observa que as técnicas LRLS, VLMS e BRLS convergiram dentro dos 100 ciclos da fundamental, visto que o MSE normalizado oscila entorno de um valor médio de MSE. Assim como nos canais de fase mista e mínima, o BRLS converge mais cedo que as demais técnicas. Já as técnicas MLP e VRLS tiveram uma dificuldade para convergir dentro da janela. Para o VRLS, os parâmetros selecionados pelo AG podem ter influenciado na velocidade o algoritmo atinge o regime permanente.

Verificando o resultado da equalização no domínio do tempo, podemos ter um vislumbre de que cada técnica está cumprindo com o seu papel de equalizar a distorção proveniente do canal. Na Figura 32 são mostrados dois ciclos dos sinais de entrada (desejado), sinal distorcido e o sinal equalizado para cada técnica implementada, já na Figura 33 possui um maior detalhe na curva no domínio do tempo para a técnica VRLS, mesmo em processo de atingir a estabilidade, o equalizador apresenta um comportamento bom no domínio do tempo.

Partindo para uma análise mais detalhada no domínio da frequência, pode-se conferir a relação entre a saída do equalizador $Y_e(z)$ com a entrada do canal $X_i(z)$. Ao levantar a função transferência do canal equalizado, espera-se que cada técnica consiga corrigir as distorções em amplitude e em fase.

A Figura 34 mostra a função transferência média das 100 janelas simuladas, deixando evidente a atenuação da amplitude em dB e a distorção da fase em graus para cada uma das técnicas. Todos os algoritmos tiveram um bom aproveitamento em relação a amplitude e em fase. Apesar do VRLS não ter convergido ao observar apenas o gráfico do MSE, não foram percebidas grandes discrepâncias na fase do equalizador. Vale ressaltar o

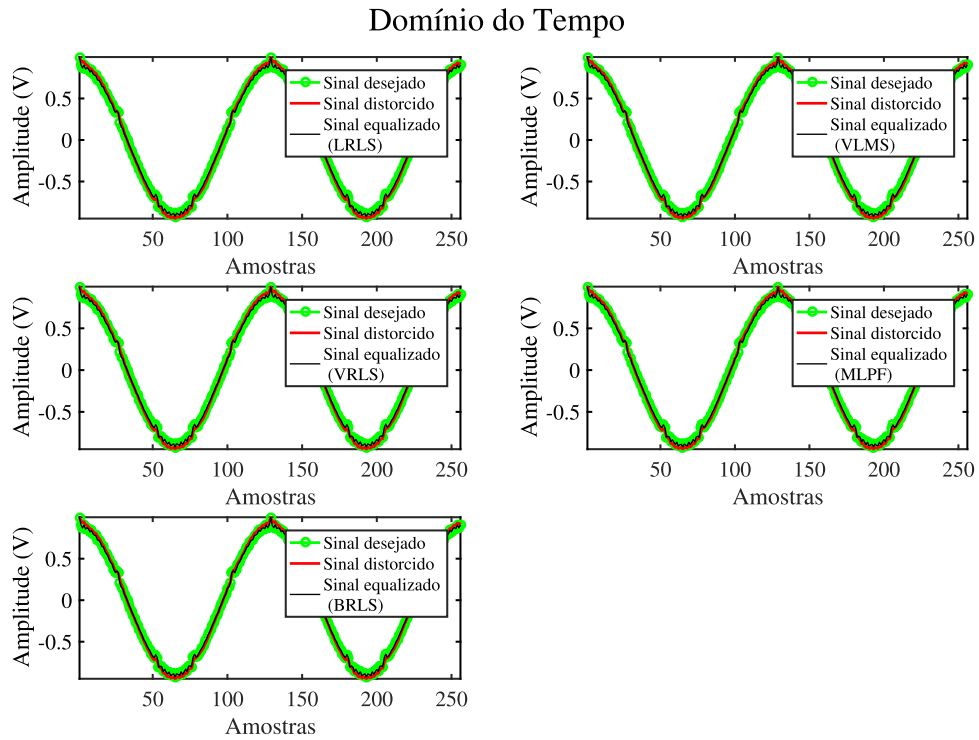


Figura 32 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo.

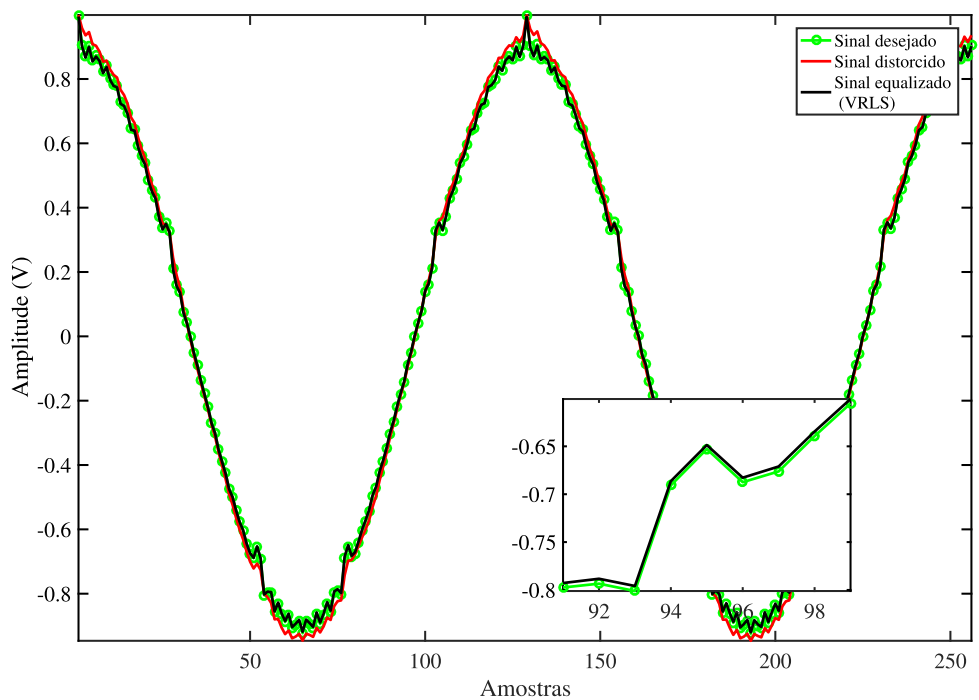


Figura 33 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.

algoritmo BRLS que realizou uma equalização com valores extremamente baixos, tornando o sinal de saída $y[n]$ muito próximo do sinal de entrada $x[n]$.

Por fim, ao analisar o TVE na Figura 35 é possível juntar as informações de amplitude e fase para se ter uma métrica capaz de quantificar o quão próximo a equalização

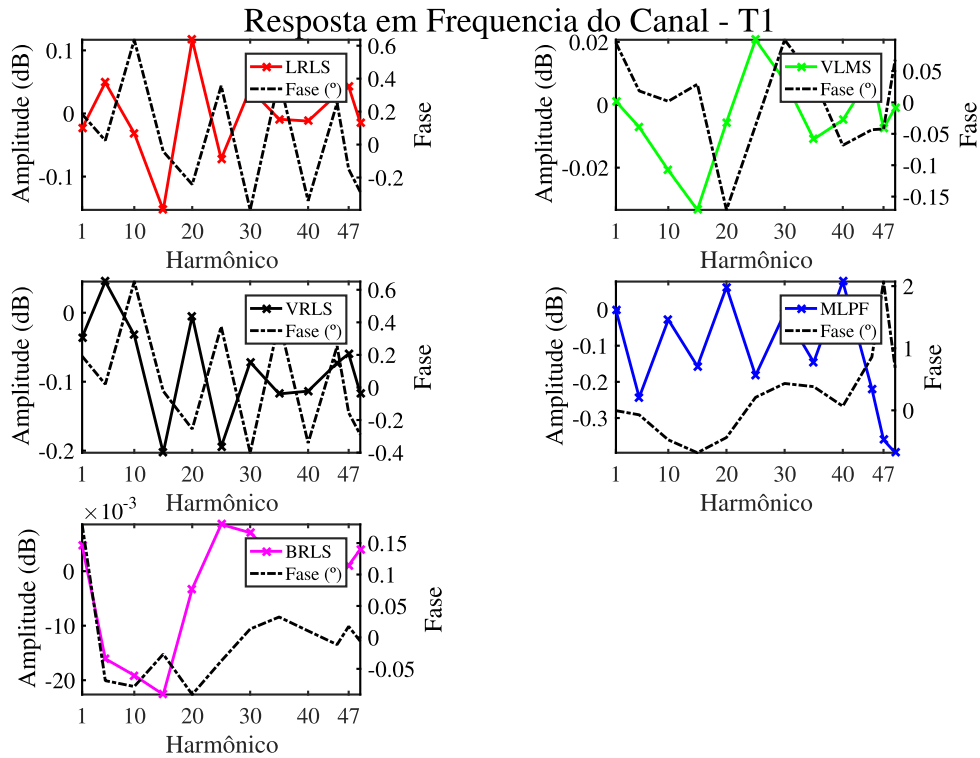


Figura 34 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica para 100 repetições.

ficou do sinal de entrada. O primeiro gráfico à esquerda, mostra o TVE, em porcentagem, sem levar em conta a equalização, evidenciando a influência que o canal teve ao distorcer o sinal. Já os outros gráficos mostram a porcentagem do TVE para cada harmônico injetado.

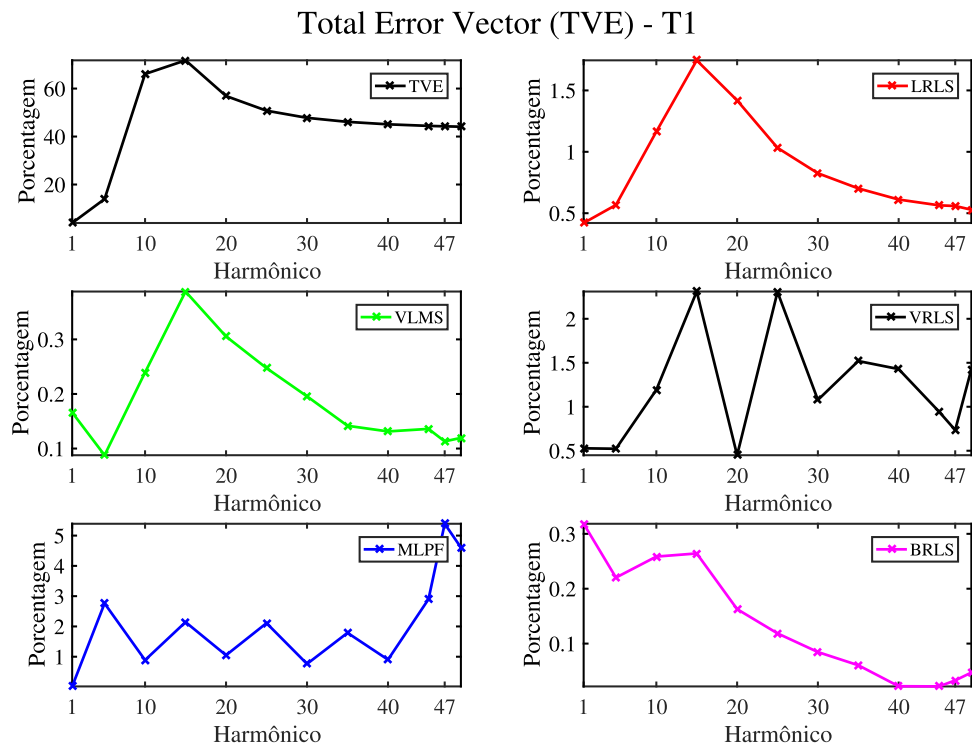


Figura 35 – Média do TVE do canal equalizados por cada técnica para 100 repetições.

Para o transformador 1, todas as técnicas conseguiram performar dentro do esperado com TVEs inferiores a aproximadamente 5.5%. Ao analisar o comportamento do MSE na Figura 31, vale ressaltar que o VRLS pode não estar totalmente representativo visto que não convergiu dentro de 100 ciclos, porém, continua satisfazendo os critérios seguidos pelo trabalho.

4.2.2 MODELO TRANSFORMADOR 2

Análogo ao problema inserido no transformador 1, obter um circuito equivalente que represente bem os elementos de um transdutor é difícil. Uma outra abordagem de modelagem é proposta no modelo de transformador 2 (SAMESIMA; DE OLIVEIRA; DIAS, 1991) para frequência fundamental de 60Hz, os coeficientes encontrados estão na Tabela 8.

O circuito equivalente representado na Figura 36 é simulado utilizando o software Simulink e, posteriormente, estuda-se o processo de equalização utilizando cada uma das técnicas descritas nas seções anteriores.

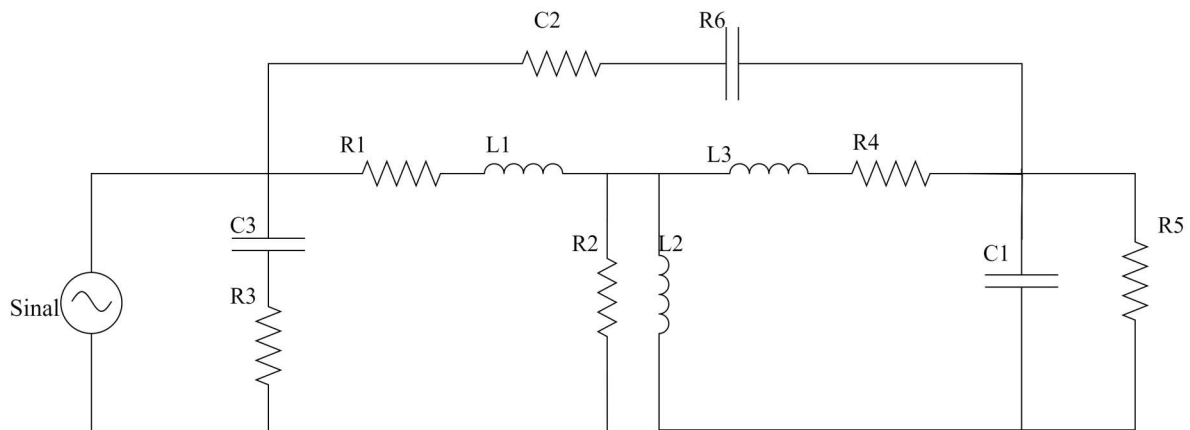


Figura 36 – Circuito equivalente Transformador 2

R3	C3	R1	L1	R2	L2	R4	L3	C2	R6	C1	R5
100 $\mu\Omega$	150pC	3.99 Ω	6.45 H	2.6M Ω	64 kH	4.890 Ω	2.76 H	150pC	1 Ω	150pC	1G Ω

Tabela 8 – Tabela de valores dos componentes do circuito equivalente do Transformador 2.

A Equação 4.4 representa a função transferência do modelo do transformador 2 levando em consideração a capacitância parasita, a representação no círculo unitário é mostrado na Figura 37a e no diagrama de Bode na Figura 37b.

$$H(z) = \frac{0,7832+2,3517z^{-1}+2,3669z^{-2}+0,0087z^{-3}-2,3713z^{-4}-2,3604z^{-5}-0,7788z^{-6}}{1+2,3926z^{-1}+1,7665z^{-2}-0,0726z^{-3}-1,8204z^{-4}-2,3199z^{-5}-0,9461z^{-6}} \quad (4.4)$$

De posse da simulação, será iniciado o processo de equalização seguindo o diagrama de blocos da Figura 12. Inicialmente, o sinal ruidoso de entrada $x[n]$ é convoluído com

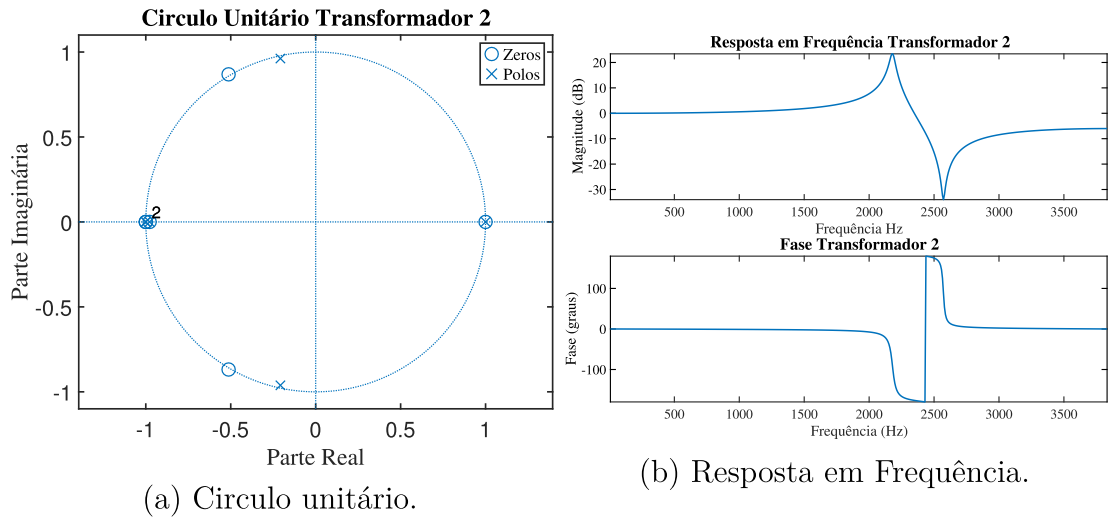


Figura 37 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.

o circuito equivalente do transformador gerando o sinal distorcido $y[n]$ representado na Figura 38.

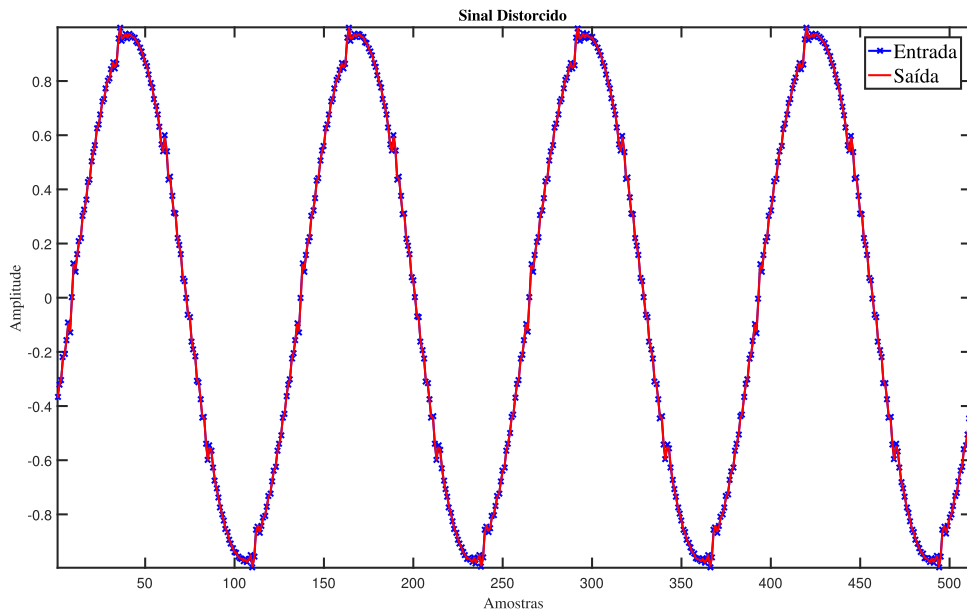


Figura 38 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.

A Tabela 9 mostra alguns resultados obtidos do AG para algumas gerações mais aptas. Já a Tabela 10 mostra os parâmetros do RLS linear obtido através de uma heurística.

De posse dos coeficientes resultantes do AG que atendem a tolerância de erro associado ao TVE para cada técnica, a simulação é realizada levando em conta a média dos resultados de 100 janelas contendo o sinal de treinamento. Como resultado, obtém-se a média do MSE representado na Figura 39.

Ao analisar a Figura 39, é observado que na média o MSE normalizado para as técnicas VLMS, MLP e BRLS obteve a convergência e estabilidade dentro da janela

Tabela 9 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o Transformador 2

Gerações	VLMS			VRLS			BRLS			
	μ_1	$\mu_2[10^{-5}]$	B	δ	λ	B	δ	λ	B	A
1	0.0194	6.9892	12	5.0831	0.9991	19	3.0503	0.9901	10	7
2	0.0182	6.5390	13	9.0151	0.9994	13	3.0430	0.9931	10	7
3	0.0182	6.5390	13	4.5893	0.9994	12	1.2034	0.9908	9	6
4	0.0100	3.5983	9	4.5893	0.9994	12	3.4558	0.9934	9	6
Final	0.0100	3.5983	9	4.5893	0.9994	12	3.0829	0.9932	9	5

Tabela 10 – Parâmetros RLS Linear para o transformador 2

x	Delta	Lambda	B
1	4.9567	0.9996	32

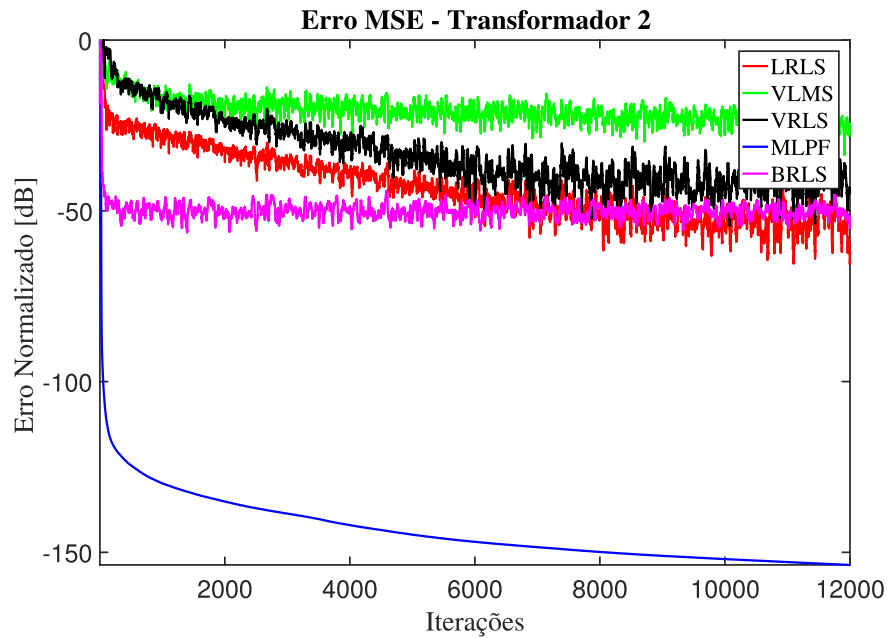


Figura 39 – Média da convergência do MSE normalizado das técnicas para 100 repetições.

proposta, já o VRLS e o LRLS não conseguiram estabilizar dentro dos 100 ciclos analisados. Assim como nas análises dos casos anteriores, o BRLS é o equalizador que converge mais rápido em relação aos demais. Os impactos da não convergência é discutido ao analisar o TVE.

Verificando o resultado da equalização no domínio do tempo, podemos ter um vislumbre de que cada técnica está cumprindo com o seu papel de equalizar a distorção proveniente do canal. Na Figura 40 é mostrado dois ciclos dos sinais de entrada (desejado), sinal distorcido e o sinal equalizado para cada técnica implementada, já a Figura 41 mostra com mais detalhes o sinal equalizado para a utilização do VRLS.

Partindo para uma análise mais detalhada no domínio da frequência, pode-se

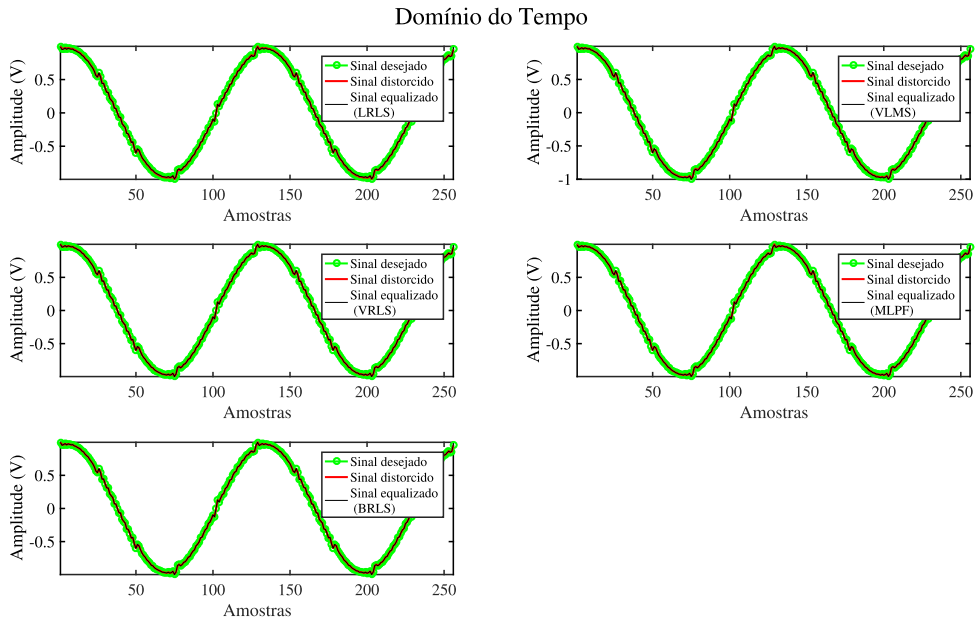


Figura 40 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo.

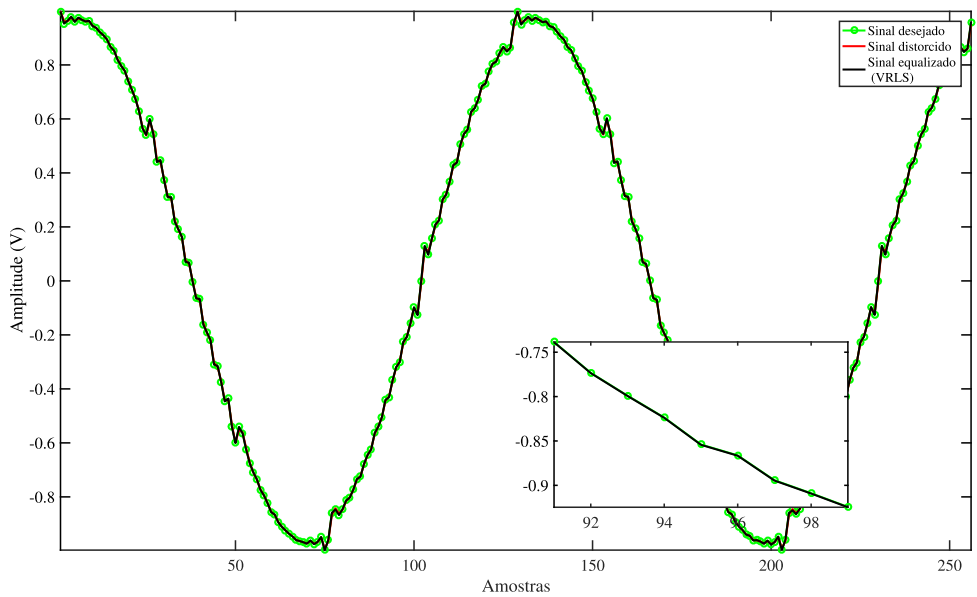


Figura 41 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.

conferir a relação entre a saída do equalizador $Y_e(z)$ com a entrada do canal $X_i(z)$. Ao levantar a função transferência do canal equalizado, espera-se que cada técnica consiga corrigir as distorções em amplitude e em fase.

A Figura 42 mostra a função transferência média das 100 repetições realizadas, deixando evidente a atenuação da amplitude em dB e a distorção da fase em graus para cada uma das técnicas. Todas as técnicas tiveram um bom aproveitamento em relação a amplitude e em fase. Apesar do VRLS e RLS Linear não terem convergido, não foram observadas grandes discrepâncias na fase do equalizador.

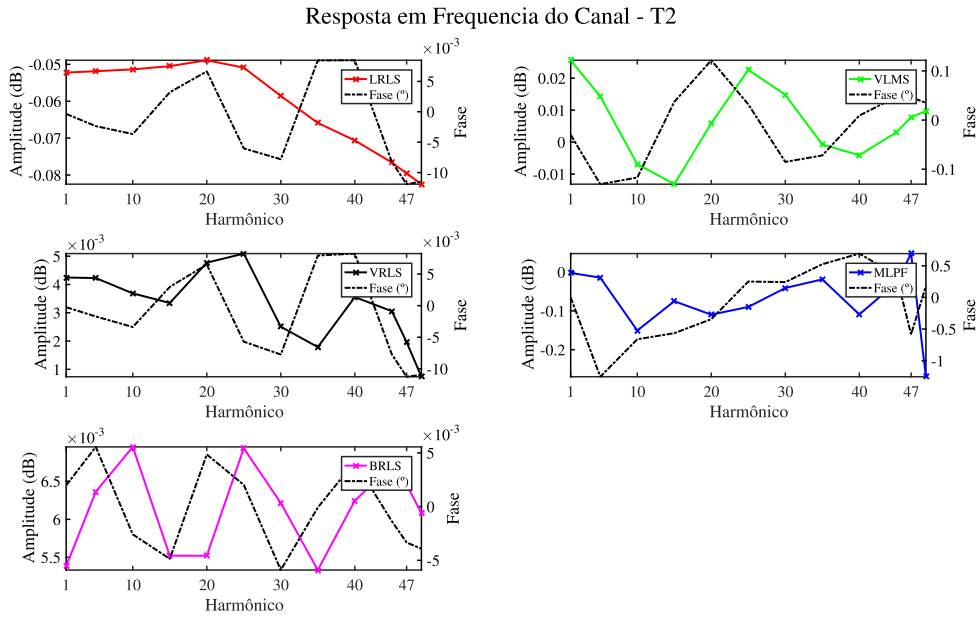


Figura 42 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica para 100 repetições.

Por fim, ao analisar o TVE na Figura 43 pode-se juntar as informações de amplitude e fase para se ter uma métrica capaz de quantificar o quão próximo a equalização ficou do sinal de entrada. O primeiro gráfico à esquerda, mostra o TVE, em porcentagem, sem levar em conta a equalização, evidenciando a influência que o canal teve ao distorcer o sinal. Já os outros gráficos mostram a porcentagem do TVE para cada harmônico injetado. Para esse canal, todas as técnicas conseguiram performar dentro do esperado com TVEs inferiores a 8% e, com isso, atendendo o critério estabelecido pelo trabalho. Vale ressaltar que o VRLS e Linear RLS podem não estar representativos visto que não convergiram dentro de 100 ciclos, porém, continuam satisfazendo os critérios de TVE.

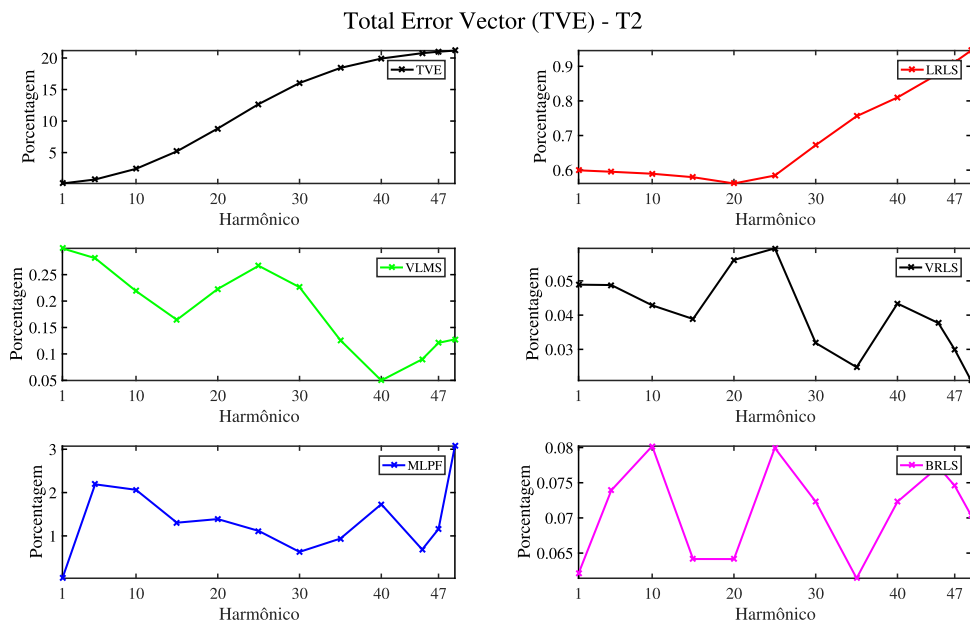


Figura 43 – Média do TVE do canal equalizados por cada técnica para 100 repetições.

4.2.3 CONCLUSÕES PARCIAIS

Ao final deste capítulo, é comprovado que para diferentes topologias de canal as técnicas não lineares conseguiram equalizar com resultados satisfatórios utilizando apenas o ruído branco gaussiano após a extração dos harmônicos.

Ao tornar a simulação um pouco mais representativa, utilizando o Simulink com circuitos equivalentes de transformadores reais, os processos de equalização conseguiram obter bons resultados e atendendo as expectativas.

Em especial, a rede neural foi a única técnica que necessariamente precisa ser treinada com o sinal completo, pois segue uma abordagem que difere das técnicas convencionais de filtragem adaptativa.

5 RESULTADOS EXPERIMENTAIS DA EQUALIZAÇÃO NÃO LINEAR

Para obter resultados experimentais a fim de validar as técnicas estudadas neste trabalho, dois cenários foram montados. O primeiro cenário de estudo utiliza um circuito com elementos resistivos, capacitivos e indutivos, já o segundo cenário de estudo utiliza um circuito com transformador de tensão para elevar a tensão até aproximadamente 8kV e um divisor capacitivo para mensurar a influência do transformador no sinal observado. Ambos os experimentos são explicados nesta seção com um maior detalhamento.

Para executar os experimentos, foi montado um setup utilizando o datalogger Yokogawa DL850E em conjunto com o gerador de funções Omicron 256 Plus, a priori tem-se algumas limitações de Hardware tais quais serão listadas a seguir:

- Limitação de geração de sinal, o fabricante garante linearidade até 1kHz, permitindo gerar até 10kHz.
- Limitação de potência do sinal, por canal o limite é de 80VA garantido pelo fabricante.
- O DL850E possui faixas de aquisição fixa, sendo 1kHz, 5kHz, 10kHz, 50kHz, 100kHz, 200kHz, 500kHz e 1 MHz. Ao utilizar mais de um canal, a frequência de aquisição é reduzida definida pela configuração do hardware.

5.1 CANAL RLC

A Figura 44 mostra o circuito montado em bancada e os valores dos componentes que foram utilizados. O setup planejado se baseou nas limitações do hardware, então, a frequência fundamental do sinal injetado é 50Hz e contendo 1% da 2ª a 9ª harmônica com aproximadamente 40dB de ruído branco gaussiano aditivo. A frequência de aquisição será 1kHz para esta etapa.

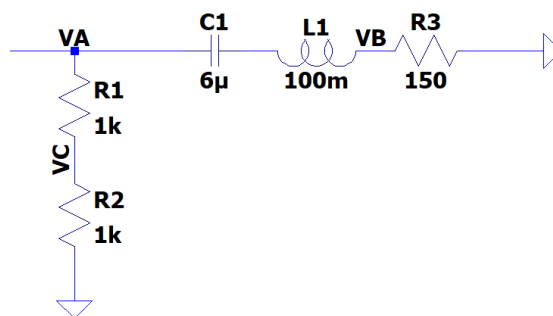


Figura 44 – Circuito esquemático LTSpice

A Figura 45a representa o diagrama de zeros e polos do circuito RLC visto pela frequência fundamental de 50Hz e frequência de amostragem de 1000Hz. Para ter uma

ideia do comportamento no domínio da frequência, a Figura 45b apresenta a resposta em amplitude e fase.

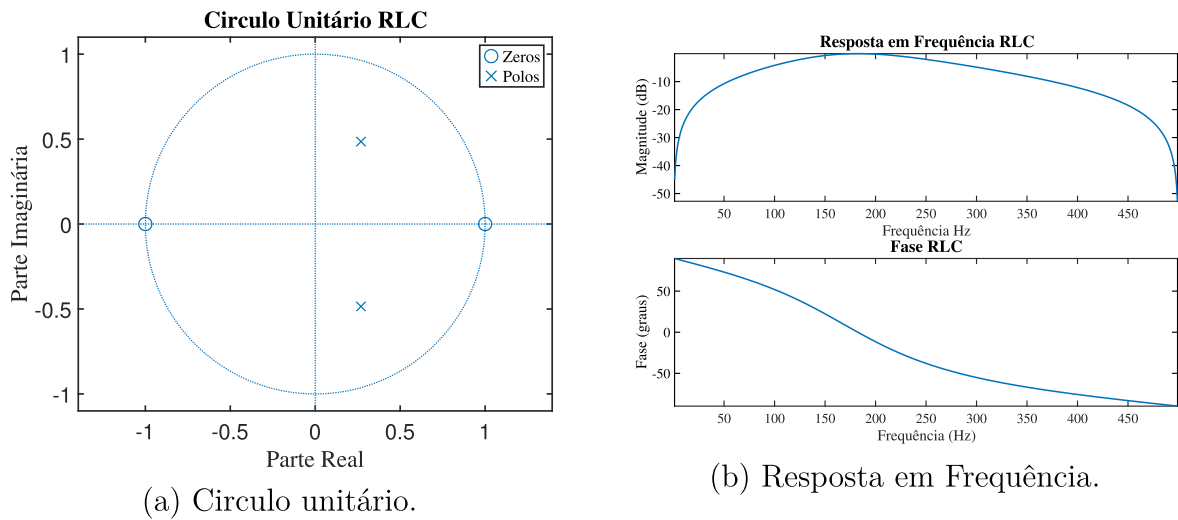


Figura 45 – Diagrama de polos e zeros e diagrama de bode.

Diferente do apresentado até agora, no *setup* montado não foi possível equalizar usando o bloco de extração das harmônicas, demonstrando uma limitação no ensaio realizado. Entretanto, a equalização supervisionada será feita levando em conta a ausência deste bloco, porém seguindo o fluxograma apresentado na Figura 12.

A Figura 46 mostra o sinal de entrada em azul e o sinal de saída em vermelho, onde é possível perceber nitidamente que o canal aplicou uma distorção significativa no sinal.

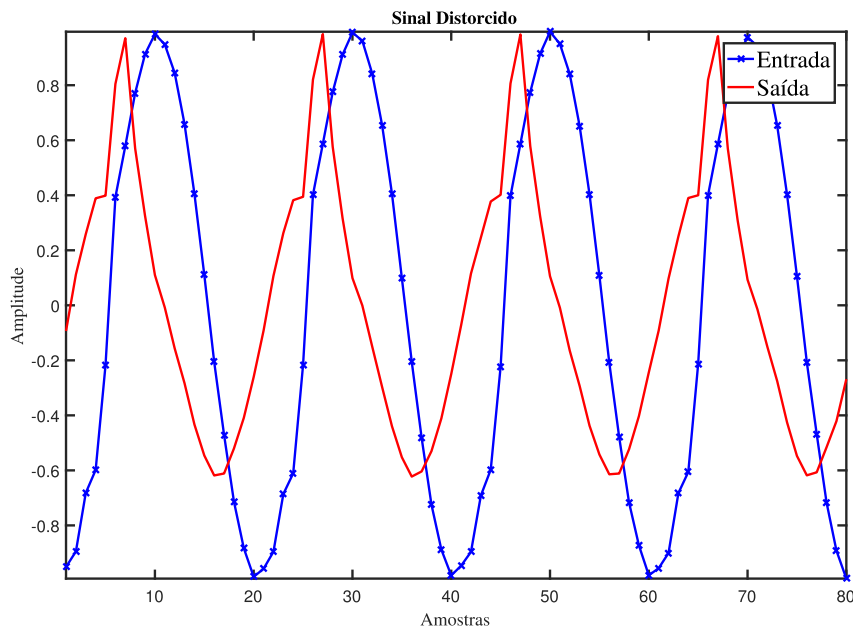


Figura 46 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.

Após a realização do ensaio, de posse dos sinais representados na Figura 46, é iniciado o processo de otimização através do GA-VRLS, GA-BRLS e GA-VLMS para obter os parâmetros de cada técnica, resultando na Tabela 11. Os coeficientes RLS Linear serão assumidos os mesmos utilizados no VRLS, por fim, a rede neural será configurada com 32 neurônios.

Tabela 11 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o circuito RLC bancada

Gerações	AG-VLMS			AG-VRLS			AG-BRLS			
	μ_1	μ_2	B	δ	λ	B	δ	λ	B	A
1	0.3881	0.3154	27	95.9678	0.9933	8	0.3658	0.9964	26	23
2	0.2982	0.0727	11	0.0189	0.9933	13	0.3658	0.9964	26	23
3	0.5427	0.0459	48	0.1074	0.9972	22	0.3658	0.9964	26	23
4	0.2262	0.1093	11	0.2262	0.9962	14	11.1727	0.9904	25	25
Final	0.2262	0.1093	11	0.2805	0.9961	14	11.1727	0.9904	25	25

De posse dos coeficientes resultantes do AG para cada técnica que atendem a tolerância de erro associado ao TVE, o ensaio é realizada levando em conta a média dos resultados de 26 janelas do sinal de entrada. Como resultado, obtém-se a média do MSE representado na Figura 47. Uma vez que o BRLS teve dificuldades para convergir dentro da janela analisada, opta-se por não normalizar o MSE, tornando evidente que demais algoritmos não possuíram essa dificuldade. Entretanto, dentro da janela equalizada a rede bilinear atingiu o mesmo limiar de erro médio (aproximadamente -50dB), semelhante ao VRLS. O LRLS e VLMS estabilizaram, porém com um erro médio de aproximadamente -35dB. O MLP apesar apresentar uma rápida convergência inicial não atingiu a estabilidade dentro das iterações analisadas.

Ao analisar a Figura 47, pode-se concluir que na média as técnicas VLMS, VRLS, MLP e BRLS convergiram dentro das 100 janelas analisadas. O equalizador LRLS não convergiu dentro da janela analisada. A oscilação presente no MSE podem estar relacionados com sinais externos não considerados pelo trabalho na hora de montar o ensaio. É observado uma lentidão durante a convergência do BRLS, esse fator é devido à escolha dos coeficientes pelo AG.

Verificando o resultado da equalização no domínio do tempo, na Figura 48, pode-se ter um vislumbre de que cada técnica está cumprindo com o seu papel de equalizar a distorção proveniente do canal. Na Figura 49 é mostrado em mais detalhe, o desempenho da técnica VRLS.

Partindo para uma análise mais detalhada no domínio da frequência, pode-se conferir a relação entre a saída do equalizador $Y_e(z)$ com a entrada do canal $X_i(z)$. Ao levantar a função transferência do canal equalizado, espera-se que cada técnica consiga corrigir as distorções em amplitude e em fase. A Figura 50 mostra a função transferência

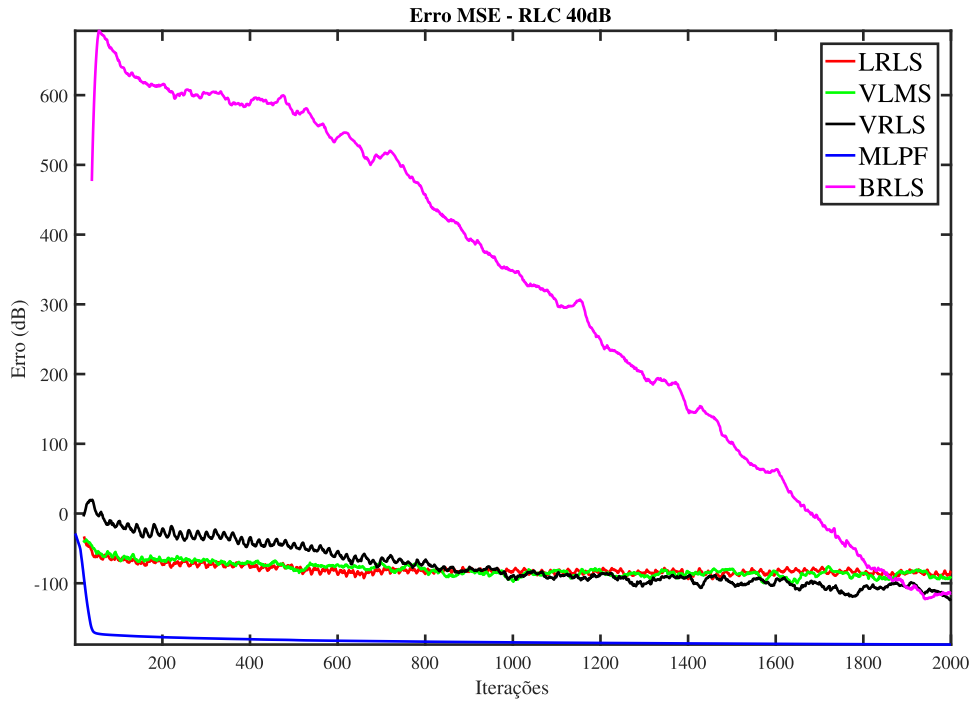


Figura 47 – Média da convergência do MSE das técnicas para 26 repetições.

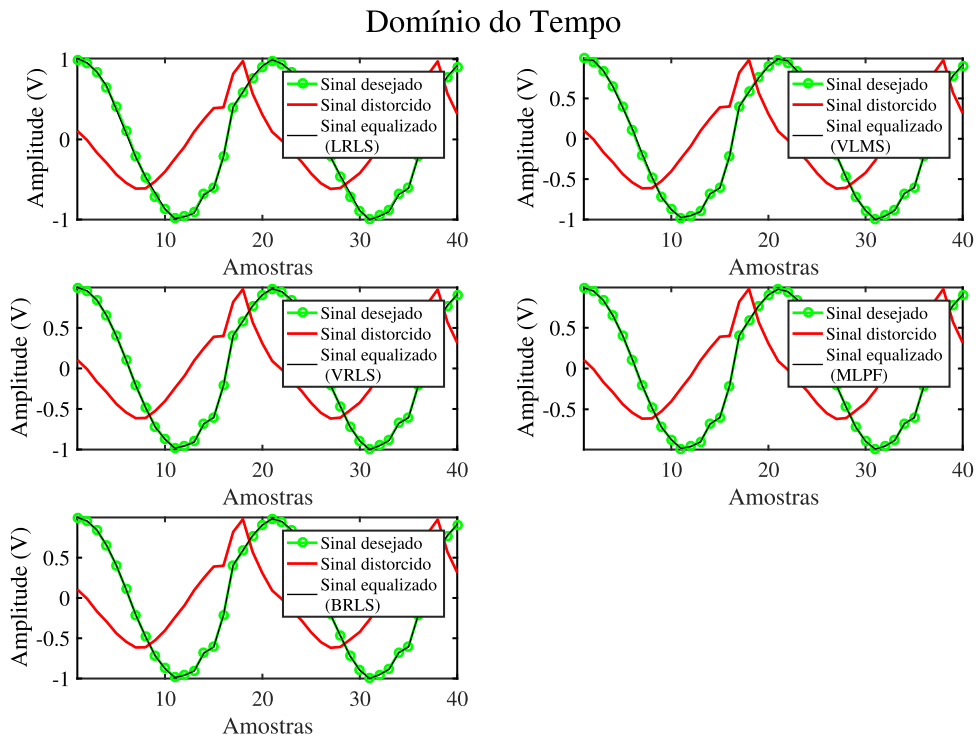


Figura 48 – Sinal de entrada, distorcido e equalizado para cada técnica no domínio do tempo. O eixo Y é representado pelo valor da amplitude em (V) e o eixo X representado pelas amostras no tempo.

média das 26 repetições realizadas.

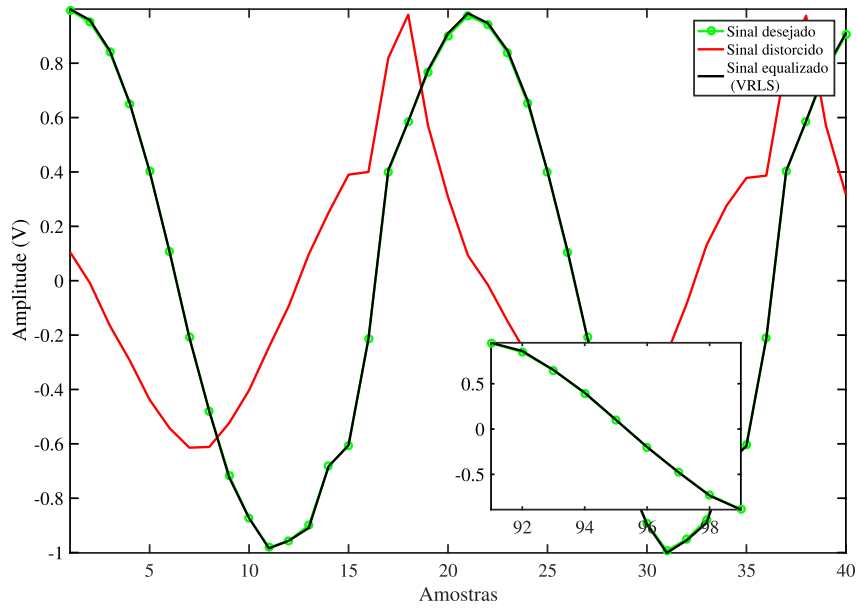


Figura 49 – Resultado no domínio do tempo da equalização, foco no equalizador VRLS.

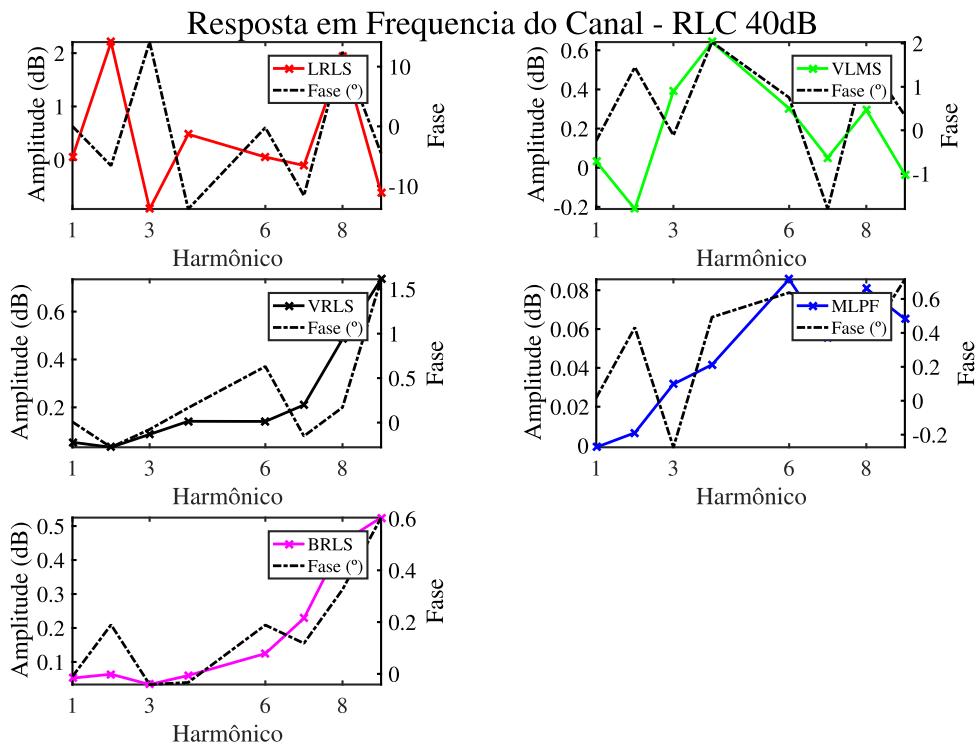


Figura 50 – Média da função transferência do canal equalizado por cada técnica para 26 repetições.

Observando a Figura 50, fica evidente a atenuação da amplitude em decibéis e a distorção da fase em graus para cada uma das técnicas. Todas as técnicas tiveram um bom aproveitamento em relação a amplitude, porém ao analisar a fase houve alguns casos que o desvio é maior que o esperado pela norma. Neste caso, a técnica RLS Linear não obteve um bom desempenho, entretanto, todas as técnicas não-lineares foram capazes de

equalizar com uma boa precisão na fase.

Por fim, ao analisar o TVE na Figura 51 pode-se juntar as informações de amplitude e fase para se ter uma métrica capaz de quantificar o quão próximo a equalização ficou do sinal de entrada. O primeiro gráfico à esquerda, mostra o TVE, em porcentagem, sem levar em conta a equalização, evidenciando a influência que o canal teve ao distorcer o sinal. Já os outros gráficos mostram a porcentagem do TVE para cada harmônico injetado. Para esse canal, todas as técnicas não lineares conseguiram performar dentro do esperado com amplitude e fase dentro do estabelecido pela norma dos transformadores de instrumentação, porém, ao analisar o TVE pode-se observar que na média obteve-se um TVE abaixo de 5% com 1 ou 2 harmônicos fora da faixa para as técnicas VLMS, VRLS e BRLS. Vale ressaltar que o melhor TVE foi da rede MLP com TVE máximo de 1.45%.

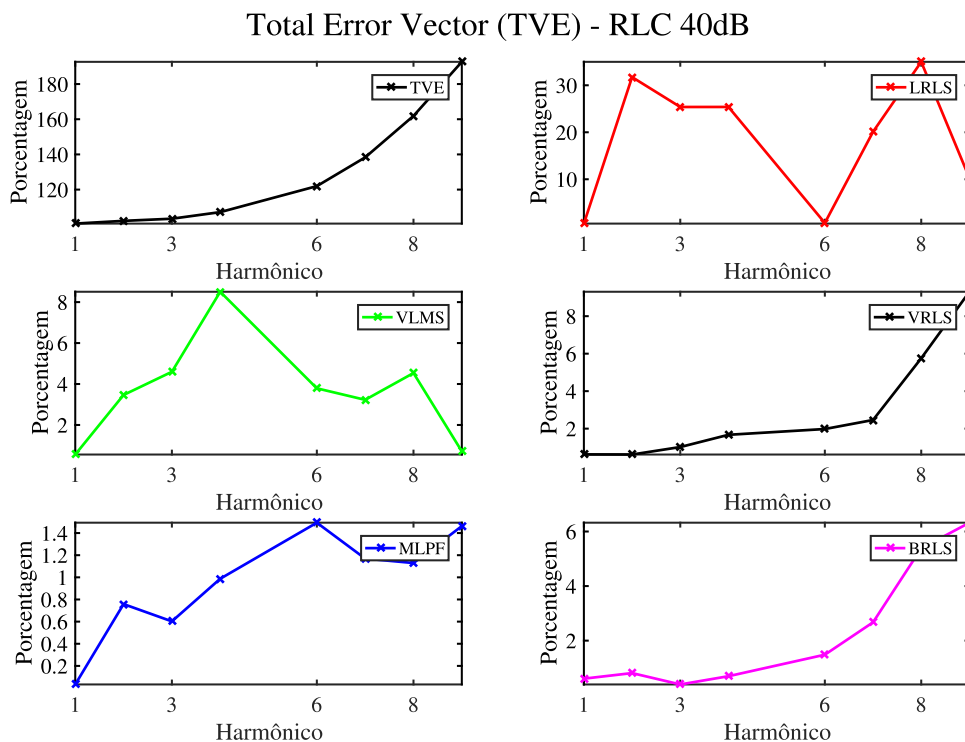


Figura 51 – Média do TVE do canal equalizado por cada técnica para 26 repetições. Primeiro gráfico representa o TVE sem equalização. Os eixos X é representado pela frequência em Hz e o eixo Y a porcentagem do TVE.

5.2 ENSAIO EM MÉDIA TENSÃO

Este ensaio foi realizado em um laboratório que possui toda a infra estrutura que permite a execução de ensaios com médias tensões de forma segura. Na Figura 52 é mostrado o circuito utilizado no experimento. A fonte é responsável por injetar o sinal distorcido por harmônicos e ruído, o transformador é responsável por elevar a tensão da fonte para o nível de média tensão, e dois circuitos são utilizados para atenuar a tensão para o medidor: um Divisor de Tensão Resistivo (DVR), que será utilizado para obter

o sinal de referência e um Divisor de Tensão Capacitivo (DVC) que é o transdutor a ser equalizado, ambos com relação de 10000:1.

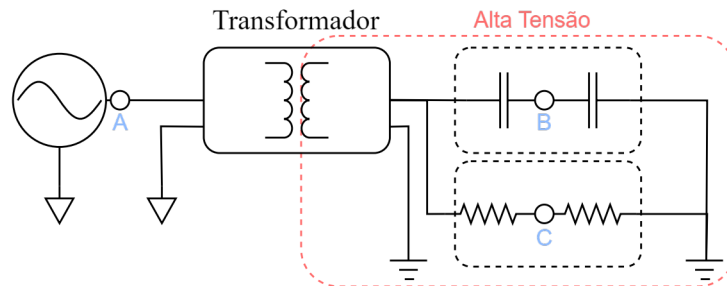


Figura 52 – Circuito do ensaio de média tensão.

Uma imagem do setup montado é mostrada na Figura 53 onde a fonte é a Omicron 256 Plus, o osciloscópio Yokogawa DL850E que por sua vez está medindo os pontos A, B e C (Figura 52). A taxa de amostragem utilizada no datalogger Yokogawa foi de 10KHz em um período de tempo total de 10 segundos. O sinal gerado possui a frequência fundamental de 50Hz e contém a 5^a, 13^a, 21^a, 35^a, 40^a e 45^a harmônica com 5% de amplitude em relação à fundamental. Quanto ao ruído, foram feitos ensaios considerando três valores de SNR: 30dB, 40dB e 50dB.

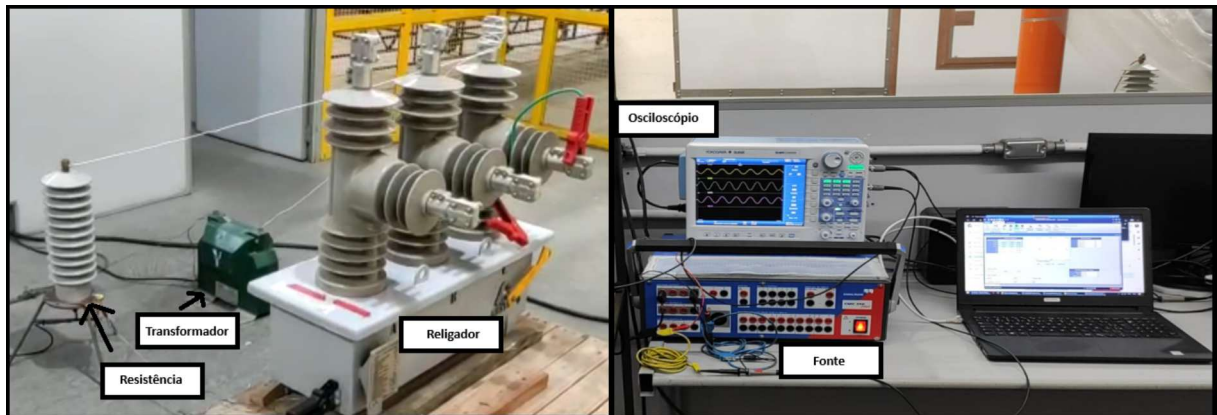


Figura 53 – Ensaio média tensão.

A Figura 54 mostra 4 ciclos do sinal injetado no ponto A e o sinal de saída do divisor capacitivo no ponto B, ambos normalizados.

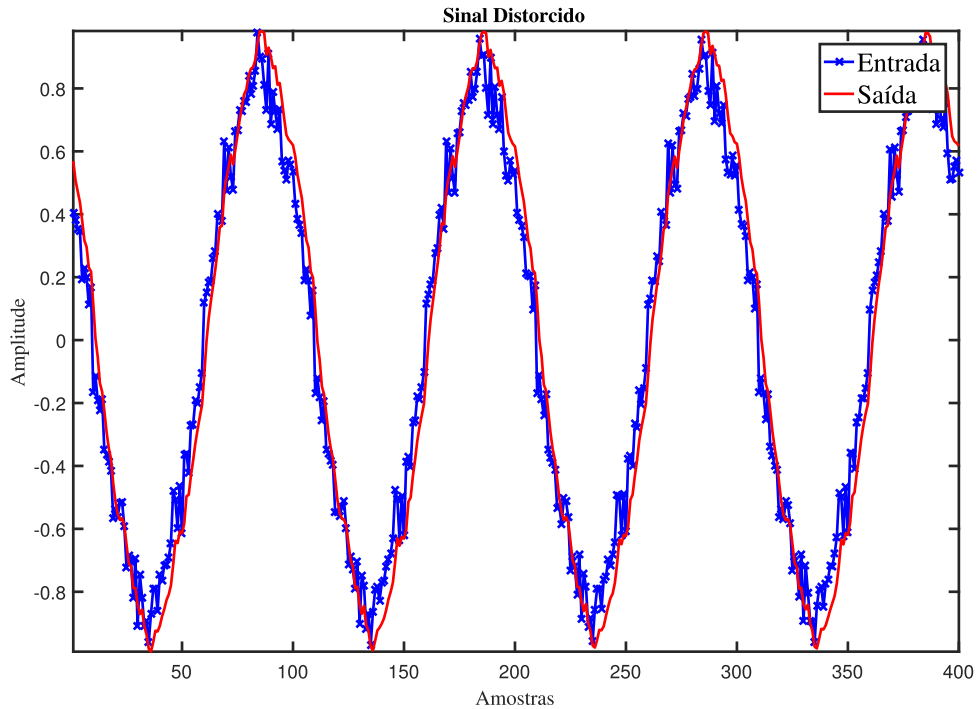


Figura 54 – Representação no domínio do tempo do sinal de entrada e de saída do canal.

Após a realização do experimento, de posse dos sinais representados na Figura 54, é iniciado o processo de otimização através do GA-VRLS, GA-BRLS e GA-VLMS para obter os parâmetros de cada técnica, resultando na Tabela 12. Os coeficientes RLS linear serão assumidos os mesmos utilizados no VRLS, por fim, a rede neural será configurada com 32 neurônios. Vale ressaltar, novamente, que não foi utilizado o bloco extrator de harmônicos para obter os resultados das técnicas de equalização supervisionada devido a falta de precisão para organizar o setup na bancada, entretanto, não invalida os resultados obtidos anteriormente.

Tabela 12 – Tabela das gerações mais aptas para o AG-VLMS, AG-VRLS e AG-BRLS para o circuito média tensão - SNR 30dB, 40dB e 50dB

Gerações	Ruído	AG-VLMS			AG-VRLS			AG-BRLS			
		μ_1	$\mu_2 * 10^{-1}$	B	δ	λ	B	δ	λ	B	A
Final	30dB	0.3639	0.0009	10	1.0708	0.9971	13	4.2470	0.9988	13	13
	40dB	0.4230	0.0070	9	0.0118	0.9981	18	8.4550	0.9991	18	10
	50dB	0.3691	0.6640	11	1.7693	0.9981	14	1.2587	0.9989	15	5

De posse dos coeficientes resultantes do AG para cada técnica que atendem a tolerância de erro associado ao TVE, a equalização é realizada levando em conta a média dos resultados de 4 janelas do sinal de entrada. Como resultado, obtém-se a média do MSE representado nas Figuras 55, 56 e 57.

Ao analisar as Figuras 55, 56 e 57 pode-se observar que para os três níveis de ruído em questão foi possível equalizar, indicando que mediante a diferentes ruídos, ambas as

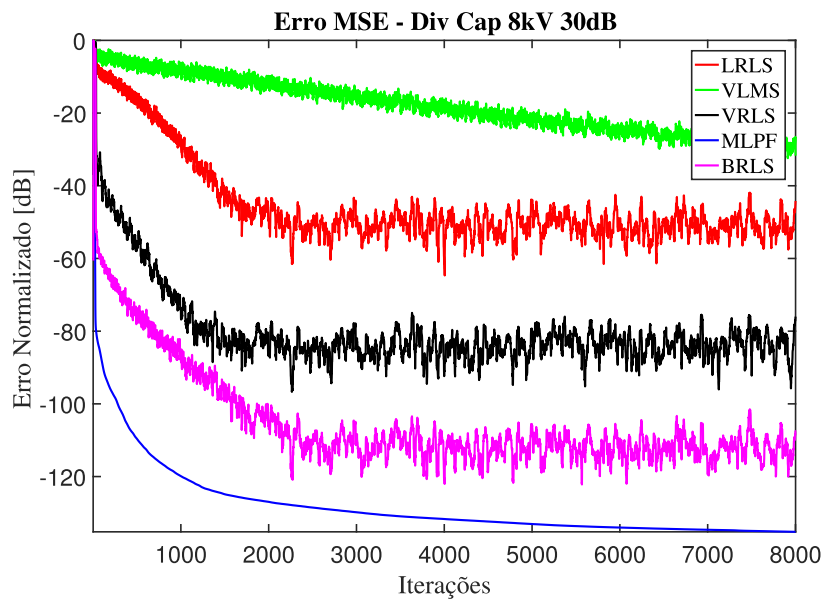


Figura 55 – MSE Normalizado 30dB.

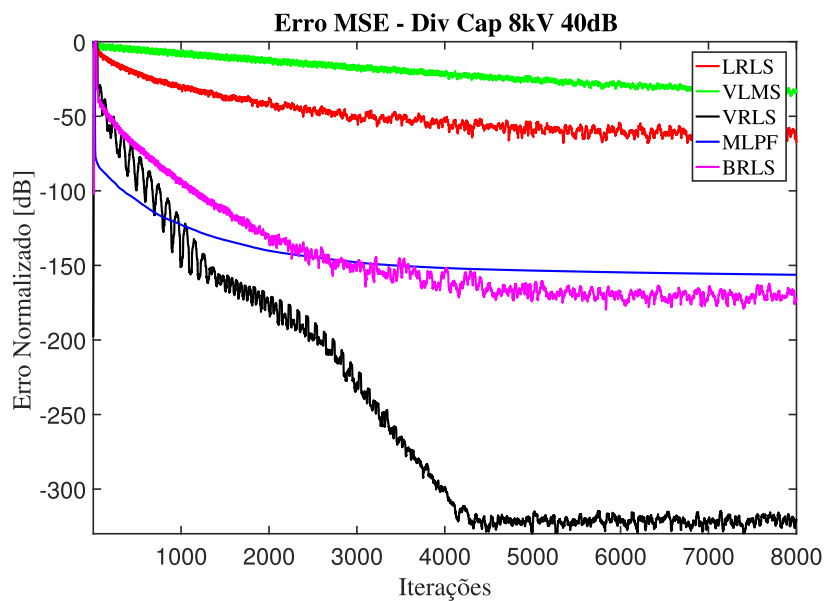


Figura 56 – MSE Normalizado 40dB.

técnicas estabilizaram dentro de 100 ciclos.

É importante enfatizar novamente que ao normalizar o erro, caso inicialmente o algoritmo divirja, a métrica normalizada representa o quanto o equalizador variou na sua saída até conseguir minimizar o erro médio quadrático, este comportamento é observado na Figura 56, onde o VRLS e BRLS tiveram dificuldade para reduzir o MSE nas primeiras iterações, estabilizando posteriormente.

Analisando as Figuras 55 e 57 em conjunto, é possível observar um padrão na convergência do parâmetro MSE obtido através da equalização. O VLMS não foi capaz de

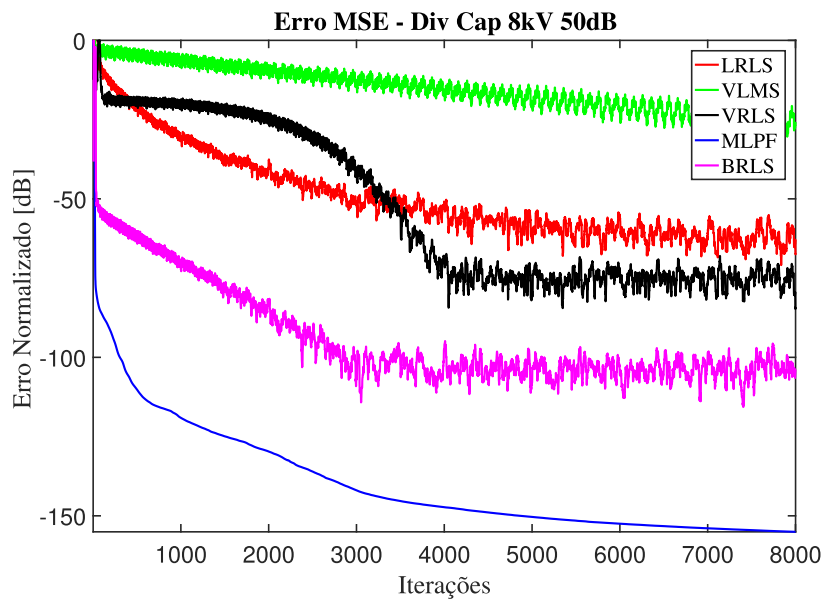


Figura 57 – MSE Normalizado 50dB.

atingir a estabilidade, ou seja, convergir dentro da janela definida. A técnica linear teve uma performance menor que as técnicas não lineares VRLS e BRLS, as quais obtiveram médias de MSE menores em relação à linear.

O equalizador MLP apresentou o menor MSE para os três casos analisados, porém não terminou de convergir dentro da janela estipulada.

Os impactos da não convergência podem ser observados ao analisar a resposta do equalizador no domínio da frequência. As Tabelas 13 e 14 mostram os resultados da resposta em frequência com o foco nos harmônicos ensaiados. Ao comparar os resultados das técnicas de equalização não-linear na Tabela 13 para os diferentes níveis de ruído inseridos na alta tensão, é observado que para o VRLS, MLP e BRLS os valores equalizados em magnitude são muito próximos ao 0dB, significando que de fato é efetiva a reconstrução do sinal equalizado em relação ao sinal desejado. Analisando a Tabela 14, onde é mostrado a fase em graus dos sinais equalizados para cada nível de ruído inserido no sistema, novamente os equalizadores VRLS, MLP e BRLS se mostraram bem robustos apresentando desvios extremamente próximos de 0° .

Para ambos os ensaios, o algoritmo VLMS teve dificuldade para convergir dentro da janela desejada, portanto sua análise será desconsiderada nas conclusões que envolvem os equalizadores não-lineares nestes ensaios.

Vale enfatizar que esse ensaio possui apenas 10 segundos de duração para cada nível de ruído, então os coeficientes dos filtros são obtidos após uma média de 4 janelas de 100 ciclos completos. Para um sistema cujo os parâmetros reais são desconhecidos, os equalizadores, tanto linear quanto não lineares, alcançaram resultados eficientes, porém ligeiramente distintos. Para ajudar na compreensão de qual equalizador performou melhor,

uma análise em conjunto com o TVE é feita em sequencia.

Tabela 13 – Tabela da resposta em frequência, foco na amplitude em decibéis, para os ensaios em média tensão.

Equalizador	Nível Ruído	Harmônicos						
		1	5	13	21	35	40	45
MLP	30dB	-0.001	0.012	-0.0006	0.068	-0.005	-0.279	-0.058
	40dB	-0.004	-0.083	-0.065	-0.045	-0.031	-0.133	-0.098
	50dB	-0.004	-0.070	-0.064	-0.144	0.032	-0.143	-0.172
VLMS	30dB	0.223	0.536	1.291	-1.183	-2.059	0.062	-2.445
	40dB	-0.046	-0.083	-0.237	-0.208	-1.233	0.071	-2.875
	50dB	-0.055	-1.262	1.451	0.086	-3.029	0.044	-2.330
VRLS	30dB	0.092	0.063	0.093	0.071	-0.143	-0.108	-0.299
	40dB	0.0006	-0.061	0.031	-0.026	-0.172	0.245	-0.306
	50dB	0.002	-0.028	0.037	-0.035	-0.001	-0.078	-0.017
BRLS	30dB	0.095	0.053	0.149	0.077	-0.162	0.115	-0.934
	40dB	0.003	0.001	-0.018	0.025	-0.051	-0.153	-0.017
	50dB	0.002	-0.024	0.163	0.033	-0.045	-0.121	-0.095
LRLS	30dB	0.034	-0.020	0.153	0.130	-0.271	0.419	-0.729
	40dB	0.003	-0.057	-0.066	-0.002	-0.143	-0.119	-0.077
	50dB	0.003	-0.057	-0.066	-0.002	-0.143	-0.119	-0.077

Tabela 14 – Tabela da resposta em frequência, foco na fase em graus, para os ensaios em média tensão

Equalizador	Nível Ruído	Harmônicos						
		1	5	13	21	35	40	45
MLP	30dB	-0.011	-0.075	-0.205	-0.412	0.124	0.364	1.093
	40dB	-0.006	0.185	0.231	0.353	0.125	0.327	1.124
	50dB	0.010	-0.257	0.173	0.201	0.300	1.310	1.459
VLMS	30dB	-0.108	-1.134	-4.797	5.006	3.849	3.370	3.346
	40dB	0.245	-2.120	-11.51	12.880	0.575	-1.943	1.321
	50dB	-0.055	0.793	-8.751	7.715	1.932	8.410	2.905
VRLS	30dB	0.017	-0.272	0.079	-0.540	2.692	-1.475	-0.707
	40dB	0.025	-1.399	0.357	-0.155	-0.757	-0.035	0.171
	50dB	0.013	-0.156	0.197	-0.138	-0.770	0.128	-0.239
BRLS	30dB	0.012	-0.297	0.046	-0.277	0.505	-0.370	-0.006
	40dB	0.002	0.078	0.130	-0.178	-0.149	0.205	0.375
	50dB	0.008	0.060	0.163	-0.084	-0.214	0.396	-0.063
LRLS	30dB	0.034	-3.497	1.049	-0.839	1.481	-0.969	-1.393
	40dB	0.003	0.086	0.199	-0.051	0.109	0.293	-0.143
	50dB	0.003	0.086	0.199	-0.050	0.109	0.293	-0.143

Por fim, ao analisar o TVE na Tabela 15 pode-se juntar as informações de amplitude e fase para se ter uma métrica capaz de quantificar o quão próximo a equalização ficou do sinal de entrada. A primeira linha evidencia a influência que o canal teve ao distorcer o sinal. Já as outras linhas da tabela mostram a porcentagem do TVE para cada harmônico injetado separadas por nível de ruído inserido no transformador. Para esse ensaio realizado, as técnicas conseguiram corrigir as distorções de forma satisfatória, por mais que alguns casos mostre um TVE acima de 5% para as harmônicas, é notório que as técnicas implementadas neste trabalho permitiram um aumento da confiabilidade da harmônica contida no sinal adquirido entre 70% á 99.8%.

Tabela 15 – Tabela de TVE para os ensaios em média tensão, valores em porcentagem.

Equalizador	Nível Ruído	Harmônicos						
		1	5	13	21	35	40	45
Sem Equalização	-	16.24	53.68	84.16	89.5	90.92	91.56	91.29
MLP	30dB	0.024	0.196	0.357	1.070	0.226	0.922	3.68
	40dB	0.050	0.996	0.848	0.804	0.421	0.421	2.253
	50dB	0.052	0.915	0.792	1.684	0.639	2.796	3.196
VLMS	30dB	2.621	6.690	18.39	15.120	21.930	5.946	25.060
	40dB	0.677	3.802	19.970	22.290	13.270	3.502	28.250
	50dB	0.636	13.590	24.610	13.560	29.580	14.710	23.940
VRLS	30dB	1.063	0.875	1.086	1.249	4.937	2.841	3.593
	40dB	0.044	2.530	0.722	0.399	2.356	2.858	3.478
	50dB	0.030	0.427	0.527	0.492	1.345	0.924	0.461
BRLS	30dB	1.095	0.803	1.756	1.019	2.043	1.480	4.723
	40dB	0.033	0.1371	0.301	0.421	0.636	1.780	0.682
	50dB	0.032	0.294	0.471	0.415	0.634	1.549	1.100
LRLS	30dB	1.100	6.099	2.564	2.112	3.991	5.239	8.377
	40dB	0.036	0.669	0.833	0.091	1.644	1.449	0.920
	50dB	0.036	0.669	0.833	0.091	1.644	1.449	0.920

5.3 CONCLUSÕES PARCIAIS

Neste capítulo, foi apresentado algumas limitações que podem ter influenciado na convergência das técnicas e possíveis pontos de melhoria para aplicações práticas no futuro, como por exemplo, melhorar o *hardware* para se obter os sinais de interesse. Entretanto, tais limitações não impediram o sucesso das técnicas estudadas e implementadas.

A extrapolação do erro para a métrica TVE de até 5% da frequência fundamental para as frequências harmônicas, serve como um objetivo a ser alcançado durante os processos de equalização supervisionada presentes neste trabalho.

Por fim, é importante ressaltar a versatilidade que o algoritmo genético trouxe para auxiliar na decisão dos parâmetros de cada técnica não linear, apesar dos resultados

serem sub-ótimos, não exclui o impacto positivo no processo de equalização.

Em linhas gerais, após analisar cada um dos valores de TVE, amplitude e fase resultantes das técnicas de equalização, o equalizador não linear utilizando a rede bilinear com o algoritmo *recursive least square* (BRLS) demonstrou ser o mais robusto e constante no processo de equalização mostrado neste capítulo, sendo o mais indicado para compor uma solução focada em Qualidade de Energia Elétrica.

6 CONCLUSÃO

Os transformadores de instrumentação são um componente extremamente relevante para mensurar a rede elétrica em médias e altas tensões, portanto, este componente físico está sujeito a ações climáticas que podem vir a alterar a sua linearidade ao longo do espectro da frequência e, conseqüentemente, interferindo nos parâmetros de Qualidade de Energia Elétrica, algoritmos de proteção e outras análises que envolvem a utilização do sinal observado. Tais ações podem comprometer de forma a variar a função transferência do transdutor ao longo da vida útil do componente, deixando de ser invariante no tempo. Portanto, a equalização tem um papel fundamental ao utilizar os conceitos estocásticos para compensar em tempo real as variações temporais.

A utilização das metodologias propostas pelo trabalho mostrou-se desafiadora inicialmente, devido a adição da parcela não-linear relacionada a ordem do filtro FIR - influenciando no número de operações necessárias para filtrar cada amostra - e relacionada a estratégia de mapeamento não-linear - visto a Série de Volterra, Rede Bilinear e Rede Neural. Entretanto, tais limitações não mostraram interferir na convergência e nos resultados ao comparar com o RLS puramente linear.

Utilizar o TVE para comparar os resultados entre sinal equalizado e sinal desejado mostrou-se uma métrica muito versátil para quantificar o quão preciso é o resultado da equalização e comparar cada um dos algoritmos utilizados. Aliado ao limiar de erro máximo para transformadores de instrumentação segundo a Norma 61869 (IEC, 2012), as técnicas não lineares para equalizadores apresentaram em diversos casos apresentados valores inferiores ao estabelecido pela norma.

Por fim, a utilização do algoritmo genético permitiu selecionar os parâmetros para cada técnica de forma satisfatória, agregando no conjunto da solução proposta neste trabalho, pois trouxe versatilidade e adaptação a diferentes sistemas apresentados.

Os resultados obtidos via simulação foram todos satisfatórios e foram capazes de equalizar o sinal tanto em fase quanto na amplitude, diferindo apenas na ordem e, conseqüentemente, alguma análise prévia do custo computacional (onde não foi o foco do presente trabalho). Analisando os ensaios práticos realizados, um ponto relevante é mencionar o *hardware* influencia diretamente no sinal gerado e aquisitado, podendo influenciar nos resultados esperados pelos equalizadores não lineares, com isso, um hardware dedicado para mensurar os sinais na rede pode agregar de forma a melhorar ainda mais os resultados demonstrados.

É observado também que para diferentes níveis de ruído (30dB, 40dB e 50dB) realizado no ensaio em média tensão os equalizados conseguiram compensar as distorções do canal de forma muito relevante e satisfatória.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Como trabalhos futuros propõe-se:

- Desenvolver outros arranjos da rede neural de forma a explorar mais as técnicas apresentadas, principalmente em técnicas mais robustas envolvendo o *backpropagation*.
- Estudar métricas para quantificar a influência dos parâmetros não-lineares no domínio da frequência.
- Estudar a implementação de outros tipos de Otimizadores Bio-inspirados para melhorar a dinâmica de seleção de parâmetros.
- Estudar novas funções objetivos e restrições aplicáveis à equalização de canal.
- Utilizar as técnicas estudadas neste trabalho com aplicados a equalização não supervisionada.
- Desenvolver um hardware capaz de fornecer de forma mais controlada os sinais necessários para validar a equalização.

APÊNDICE A – Inversão de Matriz

Seja \mathbf{A} e \mathbf{B} duas matrizes $M \times M$ positivas por definição, elas se relacionam conforme a equação:

$$\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} + \mathbf{C}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{C}^H \quad (.1)$$

Onde \mathbf{D} é uma matriz positiva por definição de tamanho $N \times M$ e \mathbf{C} é uma matriz $M \times N$. De acordo com o lema da inversão de matrizes, pode-se expressar a inversa da matriz \mathbf{B} como:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{C}(\mathbf{D} + \mathbf{C}^H\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^H\mathbf{B} \quad (.2)$$

A prova deste lema é estabelecida multiplicando a equação (.1) pela equação .2 e reconhecendo que o produto de uma matriz quadrada pelo seu inverso é igual à matriz identidade. O lema da inversão de matriz afirma que se nos é dada uma matriz \mathbf{A} , como definido na equação (.1), podemos determinar o seu inverso \mathbf{A}^{-1} usando a relação expressa na equação (.2). Na verdade, o lema é descrito por esse par de equações. O lema da inversão de matriz também é referido na literatura como identidade de Woodbury.

A partir da matriz de correlação assumida como não singular e invertível, pode-se aplicar o lema da inversão de matriz. Inicialmente, é feita a seguinte identificação:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \theta(n) \\ \mathbf{B}^{-1} &= \lambda\theta(n-1) \\ \mathbf{C} &= \mathbf{u}(n) \\ \mathbf{D} &= 1 \end{aligned} \quad (.3)$$

Fazendo as devidas substituições em (.2), se tem a equação final:

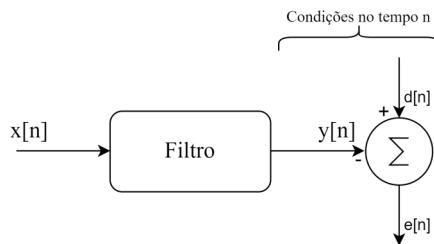
$$\theta^{-1}(n) = \lambda^{-1}\theta^{-1}(n-1) - \frac{\lambda^{-2}\theta^{-1}(n-1)\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^H(n)\theta^{-1}(n-1)}{1 + \lambda^{-1}\mathbf{u}^H\theta^{-1}(n-1)\mathbf{u}(n)} \quad (.4)$$

APÊNDICE B – FILTRO DE WIENER

O Filtro de Wiener, uma técnica avançada de filtragem adaptativa, é extensivamente empregado em domínios como o processamento de sinais, comunicações e controle. Concebido por Norbert Wiener na década de 1940, esse filtro visa à minimização da média do erro quadrático entre a resposta do sistema filtrado e um sinal desejado, destacando-se especialmente em cenários onde a presença de ruído é significativa (WIENER, 1949).

Os critérios de otimização permeiam em torno das seguintes premissas:

- Modelo Estocástico
- Minimização do Erro Quadrático Médio (MSE)
- Expectativa do valor absoluto do erro de estimação.



Fonte: Autor.

Figura 58 – Diagrama de Blocos de um Filtro estocástico.

O Filtro de Wiener é um modelo estocástico que consiste na inserção do processo $x[n]$ num filtro de coeficientes que se adaptam $w[n]$ de acordo com o erro $e[n]$ produzido no instante de tempo n , resultando na resposta do filtro de Wiener $y[n]$. Os coeficientes do filtro adaptativo são realimentados baseados no erro entre a saída do filtro e o sinal desejado $d[n]$, conforme mostrado na Figura 58.

O grande desafio dessa abordagem é reduzir o erro de estimação a um mínimo, visto que o objetivo da adaptação dos coeficientes do filtro $w[n]$ é projetar um sistema capaz de modificar o sinal de entrada de modo a se ter uma saída próxima a um sinal desejado.

Para se obter o erro mínimo, a utilização da Minimização do Erro Quadrático Médio (MSE) como critério de otimização está relacionada à consistência estatística, indicando que, sob determinadas condições, os estimadores convergem para os valores verdadeiros dos parâmetros à medida que o tamanho da amostra aumenta. Outra vantagem de utilizar o MSE é a resistência aos *outliers*, conferindo robustez contra valores de $x[n]$ que podem ser discrepantes ao longo do tempo. O erro $e_o[n]$ é definido conforme a equação a seguir.

$$e_o[n] = d[n] - y_o[n] = d[n] - \hat{d}[n|v_n] \quad (.1)$$

A função custo J_{min} , que será alvo da otimização, é denotada como o operador estatístico esperança do erro, conforme indicado abaixo:

$$J_{min} = E[|e_o[n]|^2] \quad (.2)$$

Por fim, a saída do equalizador, resumidamente, é definida como uma convolução linear do filtro de Wiener com a entrada.

$$y[n] = \sum_{k=0}^N w_k^* \cdot x[n-k] \quad (.3)$$

Substituindo (.1) e (.2) em (.3) e aplicando algumas manipulações matemáticas, tem-se:

$$\sum_{k=0}^N w_{oi} E[x(n-i)x^*(n-k)] = E[x(n-i)d^*(n)], i = 0, 1, 2, \dots, N \quad (.4)$$

Onde w_{oi} é o i -ésimo coeficiente na resposta impulsiva do filtro ótimo e $d^*[n]$ é o sinal desejado conjugado. Analisando a equação (.4) podemos relacionar com a função de autocorrelação (Papoulis, 1991) e com a função de correlação cruzada. Desta forma tem-se:

$$E[x(n-k)x^*(n-i)] = r(i-k) \quad (.5)$$

$$E[x(n-k)d^*(n-i)] = p(-k) \quad (.6)$$

Desta forma, pode-se reescrever a equação (.3) nas formas matriciais a seguir:

$$\mathbf{R} \cdot \mathbf{w}_o = \mathbf{p} \quad (.7)$$

$$\mathbf{w}_o = \mathbf{p} \cdot \mathbf{R}^{-1} \quad (.8)$$

Note, que o filtro de Wiener necessita realizar uma inversão matricial para se obter os coeficientes do filtro e, além disso, está atrelada à estacionariedade das estatísticas do processo ao longo do tempo. Para aplicações que demandam tempo real, o cálculo iterativo das matrizes de covariância e a inversão de matrizes podem tornar-se computacionalmente custosos, impactando a eficiência do sistema.

Reconhecido o processo matemático por trás até chegar no Filtro de Wiener (.8), o diagrama da equalização fica conforme a Figura 59.

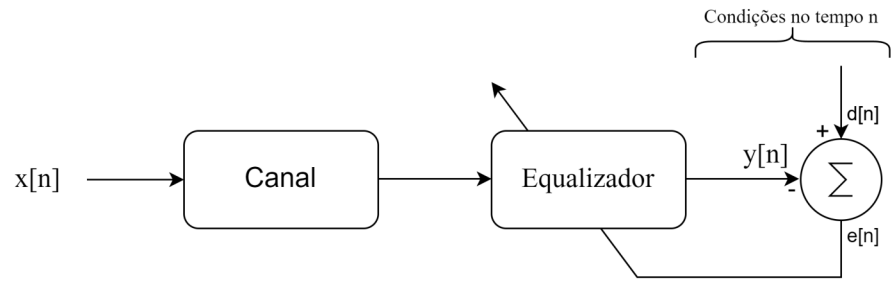


Figura 59 – Diagrama de Blocos do Filtro Adaptativo

Fonte: Autor

Referências

- ABDOLKHALIG, A.; ZIVANOVIC, R. Evaluation of IEC 61850-9-2 samples loss on total vector error of an estimated phasor. In: 2013 IEEE Student Conference on Research and Development. [S.l.: s.n.], 2013. P. 269–274. DOI: 10.1109/SCORed.2013.7002586.
- ADAPTIVE filtering for the identification of bilinear forms. **Digital Signal Processing**, v. 75, p. 153–167, 2018. ISSN 1051-2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2018.01.010>.
- BANERJEE, S.; BISWAS, R. G.; GANGOPADHYAYA, M. Design of Grey Wolf Optimizer based Amended Equalizer for Universal Mobile Telecommunications System. In: 2021 5th International Conference on Electronics, Materials Engineering Nano-Technology (IEMENTech). [S.l.: s.n.], 2021. P. 1–6. DOI: 10.1109/IEMENTech53263.2021.9614795.
- BOYD, S.; CHUA, L. O.; DESOER, C. A. Analytical foundations of Volterra series. **IMA Journal of Mathematical Control and Information**, Oxford University Press, v. 1, n. 3, p. 243–282, 1984.
- BUDOVSKY, I. A New Method for Precision Calibration of Resistive Voltage Dividers up to 1000 V. In: 2020 Conference on Precision Electromagnetic Measurements (CPEM). [S.l.: s.n.], 2020. P. 1–2. DOI: 10.1109/CPEM49742.2020.9191795.
- BURSE, K.; YADAV, R. N.; SHRIVASTAVA, S. Channel equalization using neural networks: A review. **IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, IEEE, v. 40, n. 3, p. 352–357, 2010.
- CASTELLO, P. et al. Harmonic Synchrophasors Measurement Algorithms With Embedded Compensation of Voltage Transformer Frequency Response. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 70, p. 1–10, 2021. DOI: 10.1109/TIM.2020.3042317.
- CHEMWENO, E. K.; NDUNG’U, E. N.; OUMA, H. A. Adaptive channel equalization using multilayer perceptron neural networks with variable learning rate parameter. **IOSR Journal of VLSI and Signal Processing**, v. 7, n. 2, p. 34–40, 2017.
- CROTTI, G.; GIORDANO, D. et al. Frequency calibration of voltage transformers by digital capacitance bridge. In: 2015 IEEE International Workshop on Applied Measurements for Power Systems (AMPS). [S.l.: s.n.], 2015. P. 155–160. DOI: 10.1109/AMPS.2015.7312755.
- CROTTI, G.; D’AVANZO, G. et al. Instrument transformers for power quality measurements: A review of literature and standards. In: IEEE. 2021 IEEE 11th International Workshop on Applied Measurements for Power Systems (AMPS). [S.l.: s.n.], 2021. P. 1–6.

- DINIZ, P. S. et al. **Adaptive filtering**. [S.l.]: Springer, 1997. v. 4.
- DIXIT, S.; NAGARIA, D. LMS adaptive filters for noise cancellation: A review. **International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)**, v. 7, n. 5, p. 2520–2529, 2017.
- DOUGLAS, S. C. Introduction to adaptive filters. In: **DIGITAL signal processing fundamentals**. [S.l.]: CRC Press, 2017. P. 467–484.
- EMEKA OBIKWELU, P.; MELIOPOULOS, A. CT Saturation Error Correction Within Merging Units Using Dynamic State Estimation. In: **2020 IEEE 3rd International Conference on Renewable Energy and Power Engineering (REPE)**. [S.l.: s.n.], 2020. P. 45–50. DOI: 10.1109/REPE50851.2020.9253962.
- EREN, L.; DEVANEY, M. Instrument transformer error compensation in Fourier based power metering. In: **IMTC/2002. Proceedings of the 19th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IEEE Cat. No.00CH37276)**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, 1467–1470 vol.2. DOI: 10.1109/IMTC.2002.1007174.
- FAIFER, M. et al. A medium voltage signal generator for the testing of voltage measurement transducers. In: **2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)**. [S.l.: s.n.], 2013. P. 194–199. DOI: 10.1109/I2MTC.2013.6555408.
- FENG, Z. et al. A Simplified Volterra Equalizer Based on System Characteristics for Direct Modulation Laser (DML)-Based Intensity Modulation and Direct Detection (IM/DD) Transmission Systems. **Photonics**, v. 10, n. 10, 2023. DOI: 10.3390/photonics10101174. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2304-6732/10/10/1174>>.
- FORSSEN, U. Adaptive bilinear digital filters. **IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing**, v. 40, n. 11, p. 729–735, 1993. DOI: 10.1109/82.251842.
- FUENTES, R.; QUEZADA, J. Relevant aspects for harmonics evaluation of industrial plants: A scope from real cases. In: **IEEE. NINTH International Conference on Harmonics and Quality of Power. Proceedings (Cat. No. 00EX441)**. [S.l.: s.n.], 2000. v. 1, p. 195–202.
- GOMEZ, A. N. et al. The reversible residual network: Backpropagation without storing activations. **Advances in neural information processing systems**, v. 30, 2017.
- GRAINGER, J.; STEVENSON, W. **Power System Analysis**. [S.l.]: McGraw-Hill, 1994. (Electrical engineering series). ISBN 9780071133388.
- GREENE, J. D.; GROSS, C. A. Nonlinear modeling of transformers. **IEEE transactions on Industry Applications**, IEEE, v. 24, n. 3, p. 434–438, 1988.

HASSAN, A. Y. A new approach for designing and implementing ADF equalization for 5G frequency selective channel based on two operating phases of LS and RLS algorithms. **Telecommunication Systems**, Springer, v. 77, n. 3, p. 543–562, 2021.

HAYKIN, S. **Adaptive Filter Theory**. [S.l.]: Pearson, 2014. ISBN 9780132671453.

HAYKIN, S. Adaptive filter theory. **Prentice Hall google schola**, v. 2, p. 67–94, 2002.

IEC. IEC 61000-4-30: Electromagnetic compatibility (EMC) - Part 4-30: Testing and measurement techniques - Power quality measurement methods, 2015.

IEC, I. IEC 61869-1:2012 GENERAL REQUIREMENTS FOR INSTRUMENT TRANSFORMERS. **Geneva: International Electrotechnical Commission**, 2012.

IEEE Standard for Synchrophasor Data Transfer for Power Systems. **IEEE Std C37.118.2-2011 (Revision of IEEE Std C37.118-2005)**, p. 1–53, 2011. DOI: 10.1109/IEEESTD.2011.6111222.

JYOTHI, G. N.; GORANTLA, A.; KUDITHI, T. Asic implementation of linear equalizer using adaptive fir filter. **International Journal of e-Collaboration (IJeC)**, IGI Global, v. 16, n. 4, p. 59–71, 2020.

KACZMAREK, M.; STANO, E. Review of Measuring Methods, Setups and Conditions for Evaluation of the Inductive Instrument Transformers Accuracy for Transformation of Distorted Waveforms. **Energies**, v. 16, n. 11, 2023. ISSN 1996-1073. DOI: 10.3390/en16114360.

LEGARRETA, A. E.; FIGUEROA, J. H.; BORTOLIN, J. A. An IEC 61000-4-30 class A—Power quality monitor: Development and performance analysis. In: IEEE. 11TH International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation. [S.l.: s.n.], 2011. P. 1–6.

LU, Z.; XIAO, G.; ZHANG, H. Mitigation of Transformer Saturation in DVR based on Flux Linkage Feedback Control. In: IEEE. 2021 IEEE 12th Energy Conversion Congress & Exposition-Asia (ECCE-Asia). [S.l.: s.n.], 2021. P. 414–419.

LUIZ, M. M. Desenvolvimento de um coprocessador de qualidade de energia padrão classe A baseado em processadores embarcados em FPGA, 2021.

MA, G.-K.; LEE, J.; MATHEWS, V. J. A RLS bilinear filter for channel equalization. In: IEEE. PROCEEDINGS of ICASSP'94. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S.l.: s.n.], 1994. v. 3, p. iii–257.

MA, G.-K.; LEE, J.; MATHEWS, V. A RLS bilinear filter for channel equalization. In: PROCEEDINGS of ICASSP '94. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S.l.: s.n.], 1994. v. iii, iii/257–iii/260 vol.3. DOI: 10.1109/ICASSP.1994.390049.

MA, J.; QIU, T.; TIAN, Q. Fast Blind Equalization Using Bounded Non-Linear Function With Non-Gaussian Noise. **IEEE Communications Letters**, v. 24, n. 8, p. 1812–1815, 2020. DOI: 10.1109/LCOMM.2020.2991046.

MEI, R.; WANG, Z.; HU, W. Robust Blind Equalization Algorithm Using Convolutional Neural Network. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 29, p. 1569–1573, 2022. DOI: 10.1109/LSP.2022.3189319.

MERABTI, H.; MASSICOTTE, D. Nonlinear adaptive channel equalization using genetic algorithms. In: IEEE. 2014 IEEE 12th International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS). [S.l.: s.n.], 2014. P. 209–212.

MINGOTTI, A.; COSTA, F. et al. Closed-Form Expressions to Estimate the Mean and Variance of the Total Vector Error. **Energies**, v. 14, n. 15, 2021. DOI: 10.3390/en14154641. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/14/15/4641>>.

MINGOTTI, A.; PERETTO, L. et al. Assessment of Metrological Characteristics of Calibration Systems for Accuracy vs. Temperature Verification of Voltage Transformer. In: 2017 IEEE International Workshop on Applied Measurements for Power Systems (AMPS). [S.l.: s.n.], 2017. P. 1–6. DOI: 10.1109/AMPS.2017.8078325.

MISHRA, B. P.; WILSON, A. M.; PANIGRAHI, T. Robust incremental nonlinear channel estimation based on spline adaptive filtering. In: IEEE. TENCON 2019-2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON). [S.l.: s.n.], 2019. P. 141–145.

MITRA, S. K. **Digital signal processing: a computer-based approach**. [S.l.]: McGraw-Hill Higher Education, 2001.

PEPE, G. et al. Deep Optimization of Parametric IIR Filters for Audio Equalization. **IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing**, v. 30, p. 1136–1149, 2022. DOI: 10.1109/TASLP.2022.3155289.

PROAKIS, J. Adaptive equalization for TDMA digital mobile radio. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 40, n. 2, p. 333–341, 1991. DOI: 10.1109/25.289414.

QIAN, G. et al. Minimum total complex error entropy for adaptive filter. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 237, p. 121522, 2024.

QURESHI, S. Adaptive equalization. **Proceedings of the IEEE**, v. 73, n. 9, p. 1349–1387, 1985. DOI: 10.1109/PROC.1985.13298.

RESENDE, D. F.; DUQUE, C. A.; NEPOMUCENO, E. G. et al. Adaptive Channel Equalization for Frequency Response Correction of Instrument Transformers. In: 2022 20th International Conference on Harmonics Quality of Power (ICHQP). [S.l.: s.n.], 2022. P. 1–6. DOI: 10.1109/ICHQP53011.2022.9808643.

RESENDE, D. F.; DUQUE, C. A.; SILVA, L. R. M. et al. Equalização Adaptativa Cega de Canais para Correção de Erros em Transformadores de Instrumentação. In: 2023 XV Brazilian Conference on Quality of Power (CBQEE). [S.l.: s.n.], 2023. P. 1–7. DOI: 10.1109/CBQEE59548.2023.10503624.

SAAIDON, S.; CHEN, G.; GOLOSNOY, I. Influence of temperature variation of oil contamination on electrical performance of power transformer. In: IEEE. 2017 IEEE 19th International Conference on Dielectric Liquids (ICDL). [S.l.: s.n.], 2017. P. 1–5.

SAMESIMA, M.; DE OLIVEIRA, J.; DIAS, E. Frequency response analysis and modeling of measurement transformers under distorted current and voltage supply. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 6, n. 4, p. 1762–1768, 1991.

SAPUTRA, W. et al. Analysis resilient algorithm on artificial neural network backpropagation. In: IOP PUBLISHING, 1. JOURNAL of Physics: Conference Series. [S.l.: s.n.], 2017. v. 930, p. 012035.

SHI, L.; SHEN, L.; CHEN, B. Complementary mean square deviation and stability analyses of the widely linear recursive least squares algorithm. **Digital Signal Processing**, Elsevier, v. 122, p. 103357, 2022.

TOKIĆ, A. et al. Determination of single-phase transformer saturation characteristic by using Nelder–Mead optimization method. **Electrical engineering**, Springer, v. 103, p. 1321–1333, 2021.

WANG, L. et al. Adaptive channel equalization based on RLS algorithm. In: 2011 International Conference on System science, Engineering design and Manufacturing informatization. [S.l.: s.n.], 2011. v. 2, p. 105–108. DOI: 10.1109/ICSSEM.2011.6081250.

WIENER, N. **Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series: with engineering applications**. [S.l.]: The MIT press, 1949.

WU, Y. et al. A Novel Current Transformer Based on Virtual Air Gap and its Basic Measuring Characteristics. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 38, n. 1, 2023. DOI: 10.1109/TPWRD.2022.3179321.

YANG, Z. et al. Optimized volterra filter equalizer based on weighted principal component analysis for IM-DD transmission. **Optics Letters**, Optica Publishing Group, v. 46, n. 7, p. 1680–1683, 2021.