

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

**Paulo Victor Lopes Pires**

**Utilização de Técnicas de Similaridade Dinâmica para Detecção de Novidades  
em Sinais de Sistemas Elétricos de Potência**

Juiz de Fora

2022

**Paulo Victor Lopes Pires**

**Utilização de Técnicas de Similaridade Dinâmica para Detecção de Novidades  
em Sinais de Sistemas Elétricos de Potência**

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

Orientador: Dr. Eng. Leandro Rodrigues Manso Silva

Coorientador: D. Sc. Carlos Augusto Duque

Juiz de Fora

2022

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

Pires, Paulo Victor Lopes.

Utilização de Técnicas de Similaridade Dinâmica para Detecção de Novidades em Sinais de Sistemas Elétricos de Potência / Paulo Victor Lopes Pires. -- 2022.

79 p.

Orientador: Leandro Rodrigues Manso Silva

Coorientador: Carlos Augusto Duque

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2022.

1. Detecção de Novidades. 2. Qualidade de Energia Elétrica. 3. Dynamic Time Warping. 4. Edit Distance on Real signal. 5. Time Warp Edit Distance. I. Silva, Leandro Rodrigues Manso, orient. II. Duque, Carlos Augusto, coorient. III. Título.

**Paulo Victor Lopes Pires**

**Utilização de técnicas de similaridade dinâmica para detecção de novidades em sinais de sistemas elétricos de potência**

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 09 de novembro de 2022.

**BANCA EXAMINADORA**

**Prof. Dr. Leandro Rodrigues Manso Silva** - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Carlos Augusto Duque** - Coorientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Paulo Fernando Ribeiro** - Coorientador

Universidade Federal de Itajubá

**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, 19/10/2022.



Documento assinado eletronicamente por **Leandro Rodrigues Manso Silva, Professor(a)**, em 08/11/2022, às 15:17, 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 08/11/2022, às 15:45, 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 **Carlos Augusto Duque, Coordenador(a)**, em 09/11/2022, às 08:53, 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 09/11/2022, às 14:21, 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 **PAULO FERNANDO RIBEIRO, Usuário Externo**, em 06/12/2022, às 19:26, 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](http://www2.ufjf.br/SEI)) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1003961** e o código CRC **F1B0A6BF**.

*À minha família e aos meus amigos.*

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, e em especial aos meus pais, Jânio e Cristina pelo apoio incondicional durante todos esses anos. A minha irmã Renata pelo incentivo durante toda a minha formação. A todos os meus familiares, pelas amizades e que de alguma forma me apoiaram.

Aos professores e orientadores Leandro Rodrigues Manso Silva e Carlos Augusto Duque pelas orientações, conselhos, incentivos, suportes e confiança depositada em mim.

Aos amigos, Fabrício Travassos, e em especial ao Eder Kapisch que muito me ajudaram neste trabalho.

À CAPES, ao INERGE, à Universidade Federal de Juiz de Fora e à Faculdade de Engenharia por todo o suporte e pelas ferramentas necessárias a realização do presente trabalho.

*"A mente que se abre a uma nova ideia jamais voltará ao seu tamanho original". Albert Einstein*

## RESUMO

Com a evolução tecnológica dos Sistemas Elétricos de Potência (SEP), tornando-os mais inteligentes e robustos, o assunto de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) tornou-se extremamente importante. Cargas não-lineares são as principais responsáveis por inserir distúrbios elétricos em sistemas de potência, conseqüentemente, torna-se indispensável buscar técnicas que detectem esses distúrbios, conhecidas como detectores de novidades. A presente dissertação apresenta a utilização de três técnicas de similaridade dinâmica: *Dynamic Time Warping* (DTW), *Edit Distance on Real signal* (EDR) e *Time Warp Edit Distance* (TWED) para detecção de distúrbios elétricos (novidades) em sinais de QEE. Essas técnicas são ferramentas matemáticas de comparação entre dois sinais e geram uma medida de similaridade. A detecção de novidades ocorre pela comparação entre um *frame* (janela de sinal) de referência com o *frame* em análise. Caso a distância entre os dois *frames* ultrapasse um valor de limiar, detecta-se uma novidade. Para avaliar o desempenho dos métodos empregados, foram realizados testes estatísticos e avaliadas algumas métricas a partir da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), e a obtenção do valor da área abaixo dessa curva (AUC - *Area Under Curve*). Fez-se também a comparação dos desempenhos obtidos pelas técnicas propostas com outras duas técnicas, Diferença de Energia entre os Frames (DEF) e Ruzicka, presentes na literatura. Os testes foram realizados em ambiente Matlab®. As três técnicas de similaridade apresentaram um bom desempenho para detecção de novidades, principalmente a DTW, que além da simplicidade do algoritmo, apresentou valores AUC próximos de um (ideal), para sinais corrompidos por ruídos, um com SNR = 60dB, e um com SNR = 30dB, durante a detecção de novidades. Portanto, atesta-se a aplicabilidade das técnicas de similaridade dinâmica para detecção de distúrbios em sinais de SEP.

Palavras-chave: Detecção de Novidades. Qualidade de Energia Elétrica. Sistemas Elétricos de Potência. *Dynamic Time Warping*, *Edit Distance on Real signal*. *Time Warp Edit Distance*.

## ABSTRACT

With the technological evolution of Electric Power Systems (EPS), making them more intelligent and robust, the subject of Power Quality (PQ) has become extremely important. Non-linear loads are the main responsible for inserting electrical disturbances in power systems, consequently, it becomes indispensable to search for techniques that detect these disturbances, known as novelty detectors. This dissertation presents the use of three dynamic similarity techniques: Dynamic Time Warping (DTW), Edit Distance on Real signal (EDR) and, Time Warp Edit Distance (TWED) for detecting electrical disturbances (novelties) in PQ signals. These techniques are mathematical tools for comparing two signals and generating a measure of similarity. Novelty detection occurs by comparing a reference frame (signal window) with the frame under analysis. If the distance between the two frames exceeds a threshold value, a novelty is detected. To evaluate the performance of the methods used, statistical tests were performed and some metrics were evaluated from the ROC curve (Receiver Operating Characteristic), and the obtaining the value of the area under the curve (AUC - Area Under Curve). The performance obtained by the proposed techniques was also compared with two other techniques, Energy Difference Between Frames (DEF) and Ruzicka, present in the literature. The tests were performed in a Matlab<sup>®</sup> environment. The three similarity techniques showed good performance for novelty detection, especially DTW, which besides the simplicity of the algorithm, presented AUC values close to one (ideal), for signals corrupted by noise, one with  $SNR = 60dB$ , and one with  $SNR = 30dB$ , during novelty detection. Therefore, the applicability of dynamic similarity techniques for detecting disturbances in of disturbances in SEP signals.

Keywords: Novelty Detection. Power Quality. Electric Power Systems. Dynamic Time Warping, Edit Distance on Real signal. Time Warp Edit Distance.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Rede Elétrica Tradicional e Rede Elétrica Inteligente [25]. . . . .	16
Figura 2: Detector de novidades [6]. . . . .	19
Figura 3: Blocos do SDCDE. Adaptado [6]. . . . .	20
Figura 4: Distância Euclidiana e DTW [49]. . . . .	23
Figura 5: Medida de similaridade DTW entre dois vetores $\mathbf{x}$ e $\mathbf{y}$ . . . . .	24
Figura 6: Matriz DTW. . . . .	24
Figura 7: Matriz DTW com a banda de Sakoe-Chiba. . . . .	25
Figura 8: Medida de similaridade EDR entre dois vetores $\mathbf{x}$ e $\mathbf{y}$ . . . . .	26
Figura 9: Matriz EDR. . . . .	27
Figura 10: Operações TWED entre os dois vetores, vetor A e vetor B. Adaptado [36].	28
Figura 11: Medida de similaridade TWED entre os dois vetores $\mathbf{x}$ e $\mathbf{y}$ . . . . .	29
Figura 12: <i>Frame</i> de novidade detectada para Transitente Oscilatório. . . . .	33
Figura 13: <i>Frames</i> de novidade detectada para <i>Sag</i> . . . . .	34
Figura 14: Algoritmo de detecção de novidades. . . . .	36
Figura 15: Divisão do sinal em <i>frames</i> . . . . .	37
Figura 16: Sinal com distúrbio Transitório oscilatório, SNR = 60dB. . . . .	41
Figura 17: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Transitório oscilatório, SNR = 60dB. . . . .	42
Figura 18: Curvas ROC para Transitório oscilatório, SNR = 60dB. . . . .	43
Figura 19: Sinal com distúrbio Transitório oscilatório, SNR = 30dB. . . . .	43
Figura 20: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Transitório oscilatório, SNR = 30dB. . . . .	44
Figura 21: Curvas ROC para Transitório oscilatório, SNR = 30dB. . . . .	44
Figura 22: Sinal com distúrbio <i>Swell</i> , SNR = 60dB. . . . .	45
Figura 23: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para o sinal <i>Swell</i> , SNR = 60dB.	46
Figura 24: Curvas ROC para <i>Swell</i> , SNR = 60dB. . . . .	46
Figura 25: Sinal com distúrbio <i>Swell</i> , SNR = 30dB. . . . .	47
Figura 26: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Swell</i> , SNR = 30dB. . .	48
Figura 27: Curvas ROC para <i>Swell</i> , SNR = 30dB. . . . .	48
Figura 28: Sinal com distúrbio <i>Sag</i> , SNR = 60dB. . . . .	49
Figura 29: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Sag</i> , SNR = 60dB. . . .	50
Figura 30: Curvas ROC para <i>Sag</i> , SNR = 60dB. . . . .	50
Figura 31: Sinal com distúrbio <i>Sag</i> , SNR = 30dB. . . . .	51
Figura 32: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Sag</i> , SNR = 30dB. . . .	51
Figura 33: Curvas ROC para <i>Sag</i> , SNR = 30dB. . . . .	52
Figura 34: Sinal com distúrbio Interrupção, SNR = 60dB. . . . .	53
Figura 35: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Interrupção, SNR = 60dB.	53

Figura 36: Curvas ROC para Interrupção, SNR = 60dB. . . . .	54
Figura 37: Sinal com distúrbio Interrupção, SNR = 30dB. . . . .	54
Figura 38: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Interrupção, SNR = 30dB. . . . .	55
Figura 39: Curvas ROC para Interrupção, SNR = 30dB. . . . .	55
Figura 40: Sinal com distúrbio Harmônico variante no tempo, SNR = 60dB. . . . .	56
Figura 41: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Harmônico variante no tempo, SNR = 60dB. . . . .	57
Figura 42: Curvas ROC para Harmônico variante no tempo, SNR = 60dB. . . . .	57
Figura 43: Sinal com distúrbio Harmônico variante no tempo, SNR = 30dB. . . . .	58
Figura 44: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Harmônico variante no tempo, SNR = 30dB. . . . .	58
Figura 45: Curvas ROC para Harmônico variante no tempo, SNR = 30dB. . . . .	59
Figura 46: Sinal com distúrbios <i>Spikes</i> , SNR = 60dB. . . . .	60
Figura 47: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Spikes</i> , SNR = 60dB. . . . .	60
Figura 48: Curvas ROC para <i>Spikes</i> , SNR = 60dB. . . . .	61
Figura 49: Sinal com distúrbios <i>Spikes</i> , SNR = 30dB. . . . .	61
Figura 50: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Spikes</i> , SNR = 30dB. . . . .	62
Figura 51: Curvas ROC para <i>Spikes</i> , SNR = 30dB. . . . .	62
Figura 52: Sinal com distúrbios <i>Notches</i> , SNR = 60dB. . . . .	63
Figura 53: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Notches</i> , SNR = 60dB. . . . .	64
Figura 54: Curvas ROC para <i>Notches</i> , SNR = 60dB. . . . .	64
Figura 55: Sinal com distúrbios <i>Notches</i> , SNR = 30dB. . . . .	65
Figura 56: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para <i>Notches</i> , SNR = 30dB. . . . .	65
Figura 57: Curvas ROC para <i>Notches</i> , SNR = 30dB. . . . .	66
Figura 58: Curvas ROC para todos os distúrbios, SNR = 60dB. . . . .	67
Figura 59: Curvas ROC para todos os distúrbios, SNR = 30dB. . . . .	67
Figura 60: Curvas ROC para SNR = 60dB (esquerda) e SNR = 30dB (direita). . . . .	68
Figura 61: Curvas ROC para SNR = 60dB (esquerda) e SNR = 30dB (direita). . . . .	69
Figura 62: Algoritmo implementado no <i>software</i> Matlab® . . . . .	78

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparativo das principais técnicas de detecção de novidades [6]. . . . .	21
Tabela 2 – Operações EDR. . . . .	25
Tabela 3 – Técnicas de similaridades dinâmicas. . . . .	29
Tabela 4 – Transitório–AUC . . . . .	45
Tabela 5 – Swell–AUC . . . . .	48
Tabela 6 – Sag–AUC . . . . .	52
Tabela 7 – Interrupção–AUC . . . . .	56
Tabela 8 – Harmônico–AUC . . . . .	59
Tabela 9 – Spikes–AUC . . . . .	63
Tabela 10 – Notches–AUC . . . . .	66
Tabela 11 – Todos os distúrbios–AUC . . . . .	67
Tabela 12 – Todos os distúrbios para sinal 59Hz–AUC . . . . .	68
Tabela 13 – Todos os distúrbios para sinal 61Hz–AUC . . . . .	69
Tabela 14 – Área abaixo da curva (AUC) para amostragem síncrona . . . . .	70
Tabela 15 – Área abaixo da curva (AUC) para amostragem assíncrona . . . . .	70

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AUC	Área Abaixo da Curva
CDN	Conceito de Detecção de Novidades
CPoW	Pontos sobre Onda Contínua
DEF	Diferença de Energia entre Frames
DME	Decomposição em Modos Empíricos
DTW	Dynamic Time Warping
EDR	Edit Distance on Real signal
MA	Modelagem Autorregressiva
PDS	Processamento Digital de Sinais
PMU	Unidade de Medição Fasorial
PRODIST	Procedimento de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
QEE	Qualidade de Energia Elétrica
REI	Redes Elétricas Inteligentes
ROC	Curva Característica de Operação do Receptor
SCADA	Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados
SDCDE	Sistema Detector e Compressor de Distúrbios Elétricos
SDCVE	Sistema de Detecção e Compressão por Variação de Espectro
SEP	Sistemas Elétricos de Potência
TEO	Operador de Energia Teager ( <i>Teager Energy Operator</i> )
TS	Transformada de Stockwell
TW	Transformada Wavelet
TWED	Time Warp Edit Distance
VTDC	Variação de Tensão de Curta Duração

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>15</b>
1.1	MOTIVAÇÃO . . . . .	17
1.2	OBJETIVOS . . . . .	18
1.3	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO . . . . .	18
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA . . . . .</b>	<b>19</b>
2.1	DETECÇÃO DE NOVIDADES . . . . .	19
2.2	TÉCNICAS DE SIMILARIDADE DINÂMICA . . . . .	21
<b>2.2.1</b>	<i>Dynamic Time Warping</i> – DTW . . . . .	22
<b>2.2.2</b>	<i>Edit Distance on Real signal</i> – EDR . . . . .	25
<b>2.2.3</b>	<i>Time Warp Edit Distance</i> – TWED . . . . .	27
2.3	MEDIDA DE DISSIMILARIDADE RUZICKA . . . . .	30
2.4	DIFERENÇA DE ENERGIA ENTRE FRAMES . . . . .	30
2.5	CONCLUSÕES PARCIAIS . . . . .	31
<b>3</b>	<b>APLICAÇÃO DAS TÉCNICAS DTW, EDR E TWED . . . . .</b>	<b>32</b>
3.1	A DINÂMICA DO DETECTOR DE NOVIDADE . . . . .	32
3.2	ALGORITMO DE DETECÇÃO DE NOVIDADES . . . . .	35
3.3	ANÁLISE DE EFICIÊNCIA – CURVA ROC . . . . .	38
3.4	CONCLUSÕES PARCIAIS . . . . .	39
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .</b>	<b>40</b>
4.1	Caso 1 – Transitórios oscilatórios . . . . .	41
4.2	Caso 2 – <i>Swell</i> . . . . .	45
4.3	Caso 3 – <i>Sag</i> . . . . .	49
4.4	Caso 4 – Interrupção . . . . .	52
4.5	Caso 5 – Harmônicos Variantes no Tempo . . . . .	56
4.6	Caso 6 – <i>Spikes</i> . . . . .	59
4.7	Caso 7 – <i>Notches</i> . . . . .	63
4.8	Caso 8 – Todos Distúrbios . . . . .	66
4.9	Caso 9 – Amostragem Assíncrona . . . . .	68
4.10	CONCLUSÕES PARCIAIS . . . . .	69
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>71</b>
5.1	ARTIGOS PUBLICADOS . . . . .	71
5.2	TRABALHOS FUTUROS . . . . .	72
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>73</b>
	<b>APÊNDICE A – IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO . . . . .</b>	<b>78</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) estão passando por evoluções significativas. Estruturas convencionais estão sendo substituídas por sistemas inteligentes, consequentemente, o conceito de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) tem ganhado destaque no cenário internacional [1]. A expansão e a evolução tecnológica estão transformando os SEP em Redes Elétricas Inteligentes (REI) [2], também conhecidas como *Smart Grids* (SG). As REI estão causando uma grande revolução nas redes de energia elétrica tradicionais, gerando ganhos em confiabilidade, eficiência energética e segurança [3].

Os SEP são constituídos por três unidades básicas: geradores de energia, redes de transmissão e de distribuição de energia, e consumidores de energia, estes, representados pelas indústrias, comércios e residências. A energia é considerada um produto, e o mercado cada vez mais exigente, busca um produto de qualidade, ou seja, a QEE tornou-se um parâmetro de extrema importância.

A demanda por energia elétrica está crescendo exponencialmente, consequentemente, os SEP estão expandindo [4, 5]. Os SEP estão ficando cada vez mais complexos e ramificados, alimentando diversos tipos de cargas, principalmente cargas não lineares, estas, muitas vezes são as responsáveis pela baixa QEE, portanto, a identificação dos problemas, é uma tarefa indispensável, no contexto das REI [6].

Antigamente, as cargas não lineares encontravam-se principalmente em indústrias. Como exemplos, pode-se citar, inversores de frequência, fontes chaveadas, microprocessadores, entre outros [7]. Hoje em dia, são encontradas também em comércios e residências, pois os equipamentos eletroeletrônicos, como computadores, eletrodomésticos, lâmpadas de LED (*light-emitting diode*), dentre outros, têm ocupado grande espaço [8].

Antes, a geração de energia se dava principalmente através das usinas hidrelétricas e das usinas termelétricas. Atualmente, os sistemas fotovoltaicos e sistemas eólicos vêm aumentando sua penetração no sistema de geração e por necessitarem de interfaces de eletrônica de potência para se conectarem às redes convencionais, têm sido responsáveis pelo aumento da distorção harmônica [9, 10].

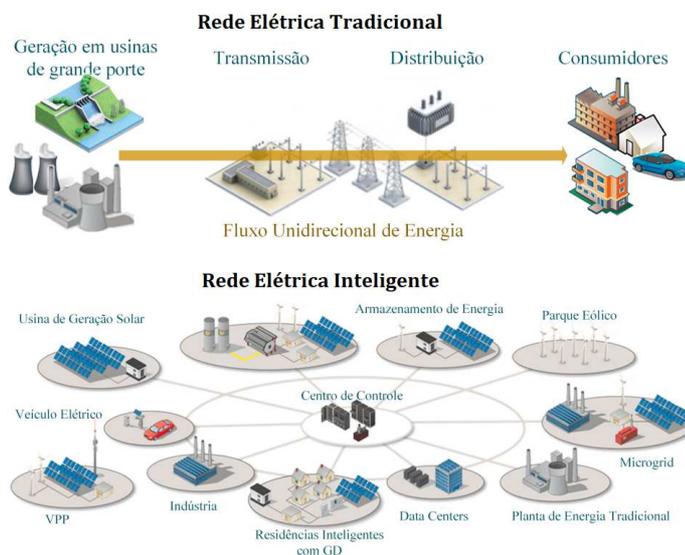
As cargas não lineares, as interfaces de eletrônica de potência e a própria dinâmica do SEP, podem produzir distúrbios elétricos nas redes elétricas, como Harmônicos variantes no tempo, Interrupções, *Sag* (afundamento de tensão), *Swell* (elevação de tensão), transitórios impulsivos (*Spikes* e *Notches*), deslocamento de fase, flutuações de tensão, dentre outros efeitos negativos que tendem a crescer, com a expansão, complexidade e diversificação dos SEP [11, 12].

Sabe-se que os distúrbios elétricos supracitados, além de contribuírem para a baixa QEE, ocasionam outros sérios problemas, tais como: sobreaquecimentos de cabos, de equipamentos (como os motores), e de geradores de energia; mau funcionamento de

dispositivos eletroeletrônicos, contribuindo para a redução de sua vida útil; falhas nos equipamentos de proteção; redução do fator de potência, dentre outros [13]. Caso os distúrbios não sejam tratados adequadamente, casos extremos podem acontecer, como o colapso do SEP [14], acarretando sérios prejuízos econômicos.

Devido aos impactos negativos e consequências econômicas causados pelos distúrbios [15], os profissionais acadêmicos e técnicos [16] estão se empenhando cada vez mais em busca de soluções e métodos, que identifiquem os distúrbios [17] e, se possível, os minimizem. Portanto, órgãos e normas foram surgindo, e aprimorando-se cada vez mais, com o objetivo de garantir um melhoramento da QEE [18]. Em âmbito internacional, há os órgãos como IEEE e IEC, e em âmbito nacional, há a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), com a utilização das normas de Procedimento de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), módulo 8 [19] e o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), através dos procedimentos de rede, submódulo 2.8 [20].

Para que uma REI (Figura 1) opere de forma eficiente, é necessário um bom tráfego de dados (comunicação) entre os elementos de análise, controle e proteção [21, 22], informando o estado das redes elétricas. A estimação de parâmetros de forma precisa, controle e proteção eficientes e uma boa comunicação são elementos essenciais para uma boa QEE [23, 24]. Neste contexto, a detecção dos distúrbios e eventos<sup>1</sup> são de fundamental importância para a correta operação das REI.



– Figura 1: Rede Elétrica Tradicional e Rede Elétrica Inteligente [25].

<sup>1</sup> Considera-se eventos a qualquer novidades surgidas em redes de energia elétrica.

## 1.1 MOTIVAÇÃO

Devido a expansão dos SEP com estruturas convencionais substituídas por estruturas mais inteligentes, torna-se necessário que a REI acompanhe essa evolução através de inserções tecnológicas e de dispositivos inteligentes que possibilitem a identificação, controle e proteção do estado dos SEP, por meio de medições e análises dos parâmetros para que a REI seja segura, confiável e eficiente [26].

Através de medições e análises dos parâmetros dos sistemas elétricos, técnicas como Processamento Digital de Sinais (PDS), aprendizado de máquina (*machine learning*), inteligência artificial e reconhecimento de padrões, são largamente empregadas para fins de detecção e reconhecimento de distúrbios de QEE. Essas técnicas registram dados de sinais amostrados, para fins de análise do sinal [27].

Dados registrados e armazenados de sinais amostrados são de vital importância para o contexto das REI [28], pois são informações valiosas que auxiliam na detecção e prevenção de eventos negativos aos equipamentos, pois, muitas vezes, as falhas dos equipamentos apresentam assinaturas (distúrbios) únicas nas formas de onda (sinais) de tensão (ou de corrente) [6]. Sabe-se que os monitores de QEE estão cada vez mais modernizados, possuindo altas taxas de amostragem, conseqüentemente, gerando grande volume de dados que muitas vezes pode dificultar o armazenamento em memória. Portanto, a otimização de memória tornou-se um fator extremamente importante em tarefas de processamento de sinais [29].

O primeiro passo para a monitoração inteligente dos distúrbios de QEE consiste na detecção dos distúrbios de forma eficiente. Esta detecção também é importante para a compressão dos sinais elétricos. Em [30] é descrito o Conceito de Detecção de Novidades (CDN), e em [31, 32, 33] relatam-se o Sistema Detector e Compressor de Distúrbios Elétricos (SDCDE). Em [6] foi proposto um novo sistema de detecção de novidades e compressão, denominado de Sistema de Detecção e Compressão por Variação de Espectro (SDCVE). O SDCDE e o SDCVE são sistemas compostos por duas partes, uma parte responsável pela compressão dos sinais e, outra parte responsável pela detecção de novidades. No SDCDE, a detecção de novidades é realizada através da comparação dos ciclos (também denominada de *frames*) de um sinal, no domínio do tempo, já no SDCVE a comparação de *frames* é feita no domínio da frequência.

Os sistemas de detecção e compressão de sinais supracitados, utilizam o método de Diferença de Energia entre os Frames (DEF) ao comparar os *frames* de um sinal de potência (tensão ou corrente) com objetivo de detectar novidades (perturbações elétricas) de um sinal. O método DEF é sensível à ruídos, portanto, sinais corrompidos por ruídos, a eficiência da técnica DEF decresce. O presente trabalho buscou novos métodos de detecção de novidades, com a utilização de técnicas de detecção de novidades baseadas em programação dinâmica, pois são mais robustos aos ruídos.

## 1.2 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é utilizar o conceito de detecção de novidade através da utilização de técnicas de similaridade dinâmica, como o *Dynamic Time Warping* (DTW) [34], *Edit Distance on Real signal* (EDR) [35] e *Time Warp Edit Distance* (TWED) [36], que ganharam espaço em pesquisas acadêmicas e técnicas, como a recuperação de imagens, através da análise de similaridade dos contornos entre as duas imagens [37]. A utilização das técnicas DTW, EDR e TWED para detecção de novidades em sinais de tensão (ou de corrente), é uma técnica nova, objetivo do presente trabalho. As técnicas de similaridade DTW, EDR e TWED são baseadas em programação dinâmica [38] sendo muito eficientes na comparação entre duas sequências que podem apresentar tamanhos diferentes, ou desalinhamento temporal, o que não é possível com a utilização das métricas de similaridade clássicas, como exemplo, a Distância Euclidiana.

## 1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O Capítulo 2 fará uma revisão bibliográfica dos principais detectores de novidades utilizados em detecção de distúrbios presentes em sinais de sistemas elétricos de potência. Apresentará também a teoria sobre as técnicas de similaridade dinâmica DTW, EDR e TWED.

No Capítulo 3 será mostrado como as técnicas de similaridade dinâmica foram utilizadas na implementação de um detector de novidade. Também será mostrado como o sinal é dividido em *frames* e como é realizada a comparação entre os *frames* para a implementação do detector de novidade.

No Capítulo 4 serão mostrados os resultados obtidos pelas técnicas de similaridade dinâmica, para detecção de novidades em sinais de sistemas elétricos de potência, comparadas a duas técnicas presentes na literatura: Diferença de Energia entre os Frames (DEF) e Ruzicka. A análise de desempenho das técnicas será analisada pela Curva Característica de Operação do Receptor (*Receiver Operating Characteristic Curve* – ROC), que é construída através de dois parâmetros estatísticos, probabilidade de detecção e probabilidade de falso alarme.

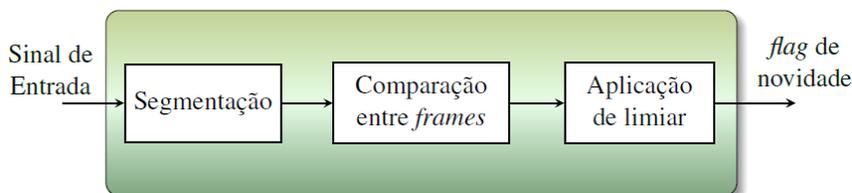
Por fim, o Capítulo 5 apresentará as conclusões do trabalho, e as sugestões para os trabalhos futuros.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo será responsável por apresentar uma revisão bibliográfica das principais técnicas de detecção de novidades utilizadas na literatura, ou seja, detecção de distúrbios elétricos em sinais de sistemas elétricos de potência. Dentre as principais técnicas de detecção de novidades, será apresentada uma breve descrição sobre as técnicas Ruzicka e Diferença de Energia entre Frames. Para contextualizar a aplicação de detectores de novidade, será apresentado um breve resumo sobre os sistemas de compressão de sinais SDCDE e SDCVE. Este capítulo descreverá também as técnicas de similaridade baseada em programação dinâmica, que são o principal tema do presente trabalho e serão utilizadas para analisar a similaridade entre os dois *frames* de um sinal.

### 2.1 DETECÇÃO DE NOVIDADES

Para identificação de uma novidade, torna-se necessário comparar um *frame* de referência com o *frame* atual. Entende-se por *frame* uma janela do sinal, contendo um determinado número de ciclos. O próximo passo é a comparação entre os *frames* através de alguma técnica de similaridade, que identificará se há ou não novidade entre os *frames* comparados. A comparação depende da aplicação de um valor de limiar a fim de determinar se o valor obtido pela técnica de similaridade ao comparar os *frames* representa uma novidade ou não. A Figura 2 mostra um detector de novidade de uma forma genérica [6].

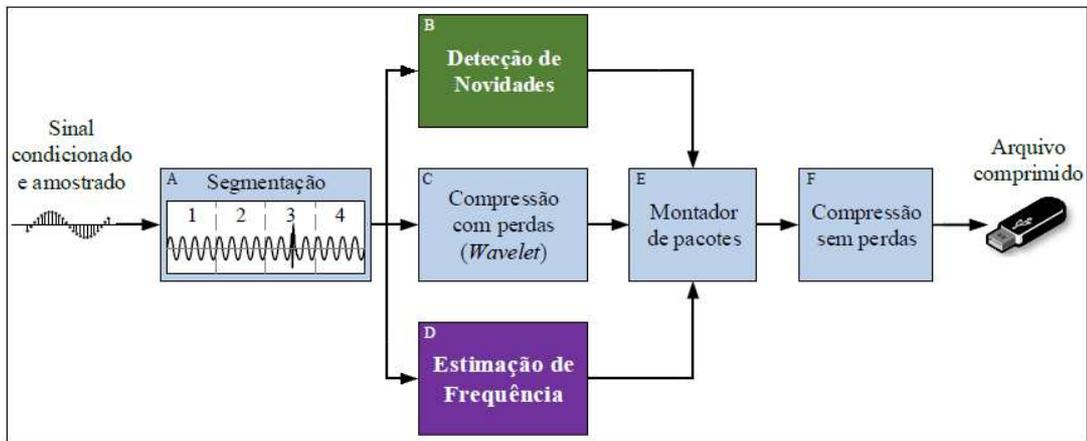


– Figura 2: Detector de novidades [6].

Segundo a Figura 2, a segmentação é um processo em que o sinal é dividido em *frames*, estes podem ser de tamanho fixo ou adaptativo, a depender da técnica de processamento de sinal utilizado. A segmentação adaptativa é muito utilizada em processamento de sinais biomédicos e de áudio [39]. Também é largamente utilizada em detecção de distúrbios elétricos presentes em sistemas elétricos de potência [40]. A etapa de detecção de novidades, como dito anteriormente, onde os dois *frames* serão comparados, vai gerar uma *flag* de saída que indicará se o *frame* atual apresenta novidade em relação ao *frame* de referência [33].

Para ilustrar a utilização de um detector de novidade, pode-se citar os exemplos dos sistemas de compressão de sinais SDCDE e SDCVE. Um diagrama de blocos do SDCDE é mostrado na Figura 3, onde é possível perceber que um dos blocos principais é o bloco de

Detecção de Novidades, que é o responsável por determinar quais os *frames* do sinal que apresentam novidades e, portanto, precisam ser comprimidos e armazenados.



– Figura 3: Blocos do SDCDE. Adaptado [6].

Detecção de novidades em QEE ainda não é muito explorada em pesquisas, pois é um conceito novo [6]. A maioria dos trabalhos encontrados na literatura focam a detecção em tipos conhecidos de distúrbios. Em [40] são definidos os conceitos de *triggering* que delimita os instantes de início e fim de um distúrbio elétrico em um sinal. Uma ferramenta também muito utilizada em detecção de distúrbios é a Transformada Wavelet (TW) [41]. Em [42] é apresentada a Modelagem Autorregressiva (MA) para detecção de distúrbios elétricos e em [43] é mostrado o uso da técnica Operador de Energia Teager (TEO - *Teager Energy Operator*).

Em [44] é proposta a técnica de processamento de sinais denominada de Decomposição em Modos Empíricos (DME) na tarefa de segmentação e identificação de distúrbios nos sinais. Em [45] é apresentado o conceito da Transformada de Stockwell (TS) em detecção, localização e classificação dos distúrbios QEE presentes no SEP. Em [46] é utilizada a medida de dissimilaridade Ruzicka para detecção de novidades (distúrbios elétricos), através da comparação entre os dois *frames* de um sinal de sistemas elétricos de potência. Mais detalhes sobre a medida Ruzicka estão mostrados na Seção 2.3. Em [33] é utilizada a técnica de Diferença de Energia entre *Frames* (DEF), ou seja, valor absoluto da diferença de energia entre os dois *frames* analisados, para detecção de novidades. Mais detalhes sobre a métrica DEF estão disponíveis na Seção 2.4. A Tabela 1 apresenta as principais técnicas de detecção de novidades, mostrando seus pontos fortes (vantagens) e pontos fracos (desvantagens). Observando a tabela, é possível perceber que as técnicas *S-transform* e *Surrogates* são as que apresentam os melhores desempenhos em detecção de novidades, mas ambas apresentam a desvantagem de possuir elevado custo computacional.

Tabela 1 – Comparativo das principais técnicas de detecção de novidades [6].

	Pontos fortes / Vantagens	Pontos fracos / Limitações
<b>RMS</b>	Sensibilidade a <i>sags</i> , <i>swells</i> e interrupções.	Não adequado para presença de harmônicos; Eventos de baixa amplitude ou que não afetam expressivamente o valor RMS não são detectados.
<b>Filtro passa-altas</b>	Sensibilidade a transientes de alta frequência.	Pode apresentar falso alarme para harmônicos de alta ordem em estado permanente; Pode detectar em cenário com alto nível de ruído; Insensível a variações mais lentas.
<b>Valor absoluto</b>	Simple implementação.	Pode não detectar eventos de desvio de fase ou transientes que ocorram próximo ou sobre o cruzamento por zero.
<b>Filtro notch</b>	Capaz de detectar transientes próximos à fundamental.	Deteção pode ser comprometida em caso de frequência fundamental variante no tempo.
<b>Diferença ponto a ponto entre ciclos/média de ciclos</b>	Muito sensível a transientes e alto nível de harmônicos.	Requer um tempo de processamento razoável; Desvios de frequência podem levar a falsas deteções.
<b>Taxa de variação das amostras</b>	Simple implementação.	Eficácia determinada pelo filtro anti-aliasing utilizado, cuja frequência de corte pode limitar a deteção de transientes.
<b>Filtros de kalman</b>	Alta sensibilidade a eventos de rápida variação.	Variações mais lentas, que não desviam muito da predição podem não ser detectadas; Ruído também pode interferir.
<b>Modelos AR</b>	Caracterização do espectro inteiro.	Desempenho pior que filtro de Kalman; Não fornece uma boa resolução na frequência.
<b>Wavelets/redes neurais</b>	Melhor localização temporal.	Aplicação dos coeficientes diretamente nas RN despende muito tempo de processamento e grande quantidade de memória; O nível de decomposição deve ser reduzido para se especificar melhor o distúrbio; Pode sofrer com o conteúdo ruidoso e harmônicos de alta frequência na saída dos coeficientes.
<b>Comparacao energia</b>	Boa deteção de eventos de variação de amplitude; Melhor desempenho que morfologia matemática.	Pode apresentar falha em detectar distúrbios, principalmente originados por desvios de fase; Distúrbios que não afetam significativamente a energia do <i>frame</i> podem não ser detectados.
<b>TEO</b>	Implementação simples.	Pode não detectar distúrbios que não interfiram significativamente na amplitude do sinal.
<b>STFT janela deslizante</b>	Boa acurácia para eventos de amplitude.	Resolução tempo-frequência fixa; Saltos de fase podem não ser detectados; Localização temporal altamente dependente do comprimento da janela
<b>S-transform</b>	Boa deteção para vários tipos de eventos de QEE; Resolução tempo-frequência variável; Obtenção da TF pela média no eixo de frequências; Mais precisa que STFT; Estima amplitude e fase local; Tolerância a ruído.	Complexidade computacional elevada.
<b>Surrogates</b>	É capaz de identificar qualquer tipo de não estacionariedade. Único que utiliza o conceito de estacionariedade operacional relativo à escala de observação.	Complexidade computacional elevadíssima.

## 2.2 TÉCNICAS DE SIMILARIDADE DINÂMICA

Nos últimos anos, os métodos de recuperação de formas de sinais de áudios e imagens, através das técnicas de similaridade, onde cada ponto do contorno é representado por elementos de várias dimensões, tiveram uma presença significativa nas pesquisas técnicas e acadêmicas [37]. As formas dos sinais e imagens, representadas por seus pontos do contorno, podem ser representadas como vetores.

Considerando-se duas sequências (vetores), compará-las é um processo que mede o quanto elas se diferem entre si. Às vezes existe um alinhamento natural entre os elementos de ambas as sequências e podemos compará-las usando técnicas de similaridade clássicas, como por exemplo, a Distância Euclidiana. Entretanto, na maioria das situações, isso não acontece, pois as sequências podem sofrer algum tipo de distorção, ou terem comprimentos diferentes, tornando-se mais complexas, sendo necessária a utilização de métodos mais eficientes como os baseados em programação dinâmica [38]. Dentre eles, podem-se citar os métodos baseados em distâncias como a *Edit Distance on Real signal* (EDR) [35], a *Dynamic Time Warping* (DTW) [34] e a *Time Warp Edit Distance* (TWED) [36], entre outras.

As técnicas de similaridade baseadas em programação dinâmica buscam encontrar o alinhamento ideal entre as duas sequências e podem ser utilizadas para determinação de similaridade entre essas sequências [47]. O presente trabalho propõe uma nova técnica de detecção de novidades (distúrbios elétricos) baseadas nas técnicas de similaridade dinâmica, ao comparar os dois *frames* (vetores) dos sinais de sistemas elétricos de potência, através das formas de ondas dos respectivos sinais.

### 2.2.1 *Dynamic Time Warping* – DTW

Antes de as técnicas de similaridades baseadas em programação dinâmica detectarem presenças de perturbações elétricas entre os *frames* de um sinal de potência (tensão ou corrente), os respectivos *frames* serão representados por vetores, que contém os valores das amostras de um ciclo do sinal de potência.

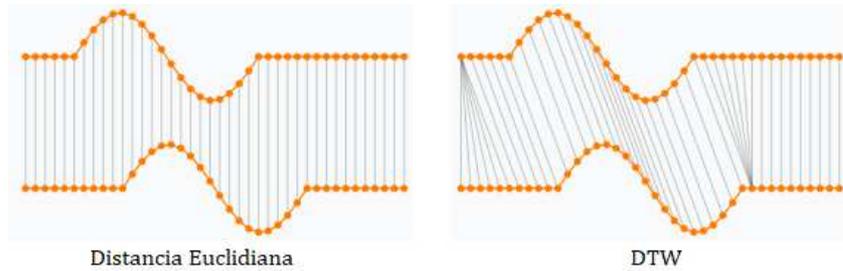
Para fins de análise de detecção de novidades, utilizou-se um sinal de tensão (ou de corrente) de amplitude normalizada. Cada ciclo do respectivo sinal é um *frame* de pontos (amostras) representado matematicamente por um vetor unidimensional. A identificação de novidade pode ser feita através da comparação de um *frame* de referência  $\mathbf{x}$  e, um *frame* em análise  $\mathbf{y}$  (2.1):

$$\begin{aligned}\mathbf{x} &= [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_m \ \cdots \ x_M] \\ \mathbf{y} &= [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_n \ \cdots \ y_N]\end{aligned}\tag{2.1}$$

onde  $x_m$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$  e  $y_n$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$  são as amostras dos vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ , respectivamente.

Em relação às técnicas de similaridade clássicas, como a Distância Euclidiana, a análise de similaridade entre os dois vetores ocorre através da correspondência “ponto a ponto”, ou seja, os vetores têm que possuir o mesmo número de amostras e estar exatamente alinhados. Já na técnica de similaridade dinâmica DTW, a análise utiliza a correspondência “um ponto para muitos pontos” ou “muitos pontos para um ponto”, como

pode-se observar na Figura 4. Caso os sinais sejam idênticos, o valor da medida DTW será nulo [47, 48].



– Figura 4: Distância Euclidiana e DTW [49].

A técnica de similaridade dinâmica DTW é uma técnica elástica, pois, além de trabalhar com a correspondência multipontos, suporta vetores de comprimentos diferentes. A DTW busca o alinhamento temporal (correspondência entre os índices de tempo das duas séries temporais) que minimiza a distância Euclidiana entre as séries alinhadas [49]. O algoritmo DTW é descrito pela equação (2.2), salientando que o algoritmo é recursivo. A técnica DTW é uma programação dinâmica cujo objetivo é encontrar o menor valor de distância entre os dois vetores.

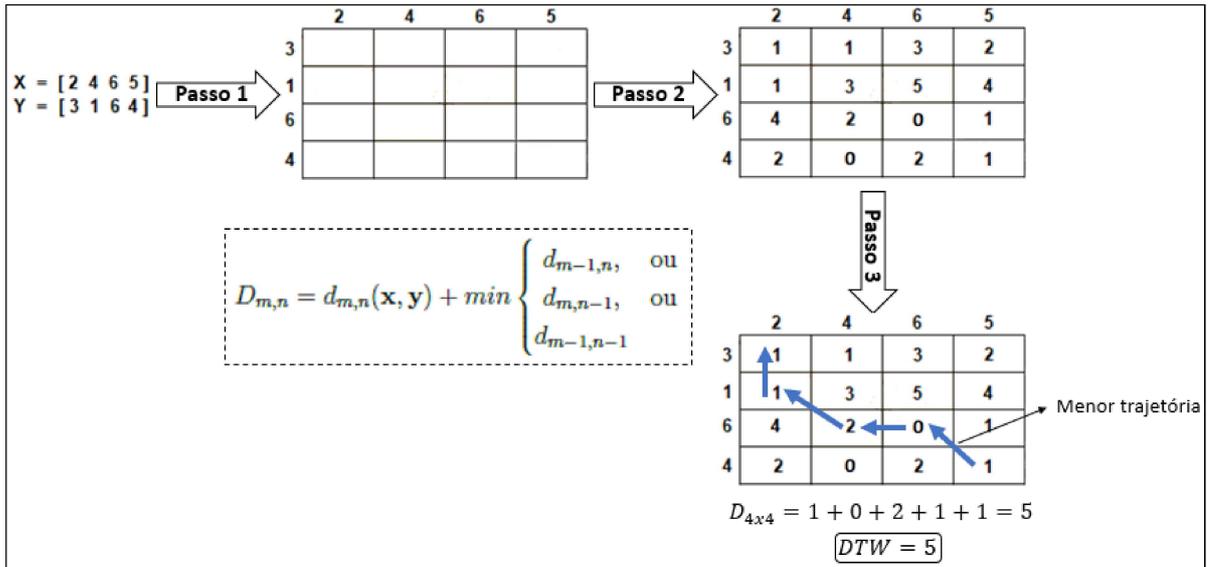
$$D_{m,n} = d_{m,n}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + \min \begin{cases} d_{m-1,n}, & \text{ou} \\ d_{m,n-1}, & \text{ou} \\ d_{m-1,n-1} \end{cases} \quad (2.2)$$

em que, o termo  $d_{m,n}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  é conhecido como função custo e é representado por alguma técnica clássica de distância. O presente trabalho utilizou a Distância Euclidiana (2.3) :

$$d_{m,n}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(x_m - y_n)^2} \quad (2.3)$$

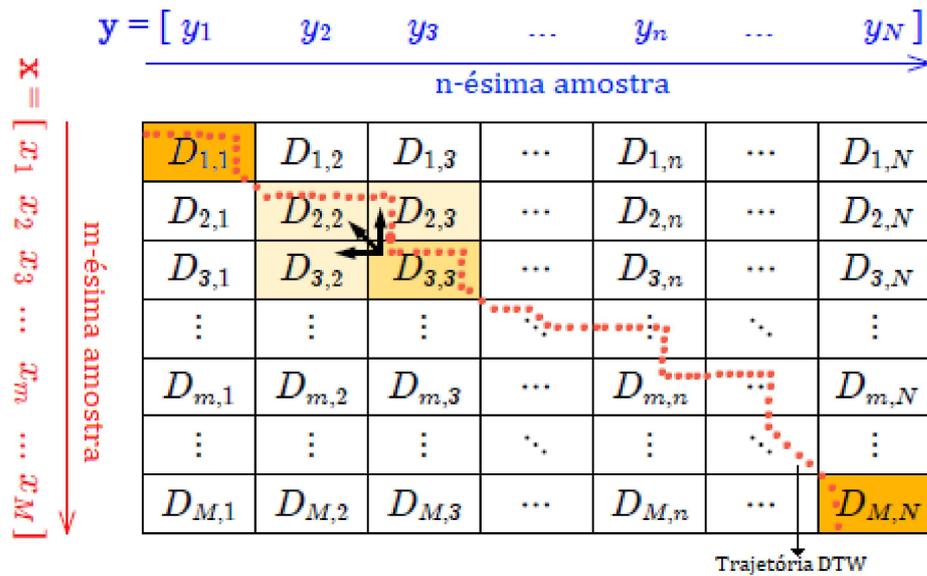
Para fins de facilitar a compreensão, os passos do algoritmo DTW estão descritos a seguir. A Figura 5 mostra um exemplo de como determinar a medida de similaridade DTW entre os dois vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ .

- Passo 1: Construção da matriz DTW de ordem  $m \times n$  a partir dos vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ ;
- Passo 2: Determinar os valores da  $m$ -ésima linha com a  $n$ -ésima coluna, ou seja, os  $d_{m,n}$ , através da Distância Euclidiana (2.3);
- Passo 3: Achar a menor trajetória entre  $d_{M,N}$  e  $d_{1,1}$  (ou vice-versa). A trajetória será a que apresenta a menor soma dos valores  $d_{m,n}$  presentes na trajetória, que corresponde ao valor DTW.



– Figura 5: Medida de similaridade DTW entre dois vetores  $x$  e  $y$ .

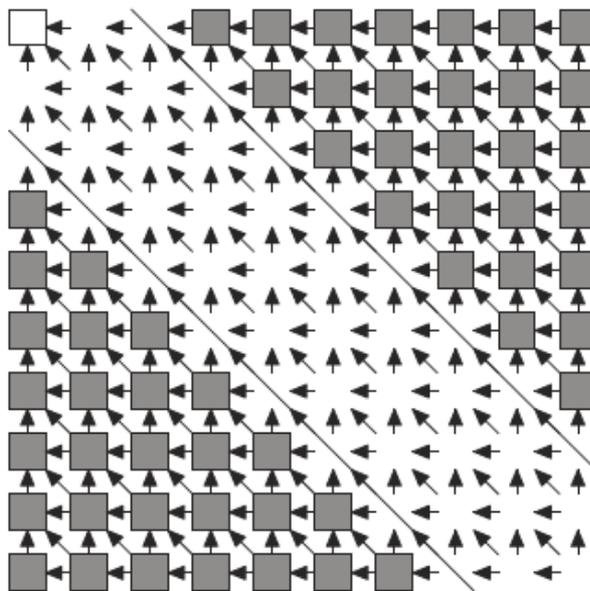
Como o algoritmo DTW inicia-se em  $D_{M,N}$  e termina-se em  $D_{1,1}$  (ou vice-versa). A trajetória, representada pelas amostras  $D_{m,n}$ , serão os possíveis caminhos que interligam os dois extremos da matriz, que pode ser visto na Figura 6. Quanto mais próximo a trajetória for da diagonal principal da matriz, mais similares serão os vetores  $x$  e  $y$ . Caso os vetores sejam idênticos, a trajetória é a própria diagonal principal da matriz. O valor da medida de similaridade é a soma de todos os elementos da trajetória. Maiores detalhes do processamento do algoritmo DTW podem ser encontrados em [34].



– Figura 6: Matriz DTW.

Alguns autores adotam uma restrição à matriz DTW, restrição conhecida como banda de Sakoe-Chiba (Figura 7) [37], com o objetivo de acelerar o processamento do

algoritmo DTW (2.2). A banda Sakoe-Chiba é uma banda de largura constante definida por um parâmetro, denominado de tamanho de janela de deformação. A banda Sakoe-Chiba restringe o conjunto de possíveis correspondências (durante a determinação da trajetória) para cada elemento (amostras) em uma série temporal [49].



– Figura 7: Matriz DTW com a banda de Sakoe-Chiba.

### 2.2.2 Edit Distance on Real signal – EDR

Utilizando-se do mesmo raciocínio de representar cada *frame* do sinal por um vetor (2.1), a técnica de similaridade EDR, além de ter uma correspondência multipontos, tem como objetivo, converter um determinado vetor em outro vetor, através de três operações: adição, substituição e remoção de pontos dos vetores em análises. A Tabela 2 mostra um exemplo da conversão do vetor 1 no vetor 2. Em relação à DTW, a técnica EDR é mais robusta a ruídos [35].

Tabela 2 – Operações EDR.

Vetor 1	Vetor 2	Vetor 1 → Vetor 2	Operação EDR
[3 6 8 4 3]	[3 6 4 3]	Remove 8	Remoção
[3 8 4 3]	[3 6 8 4 3]	Adicione 6	Adição
[3 6 8 9 3]	[3 6 8 4 3]	Substitui 9 por 4	Substituição

A técnica EDR é uma extensão da métrica de distância Levensthein [50]. Segue a equação que descreve o algoritmo EDR (2.4):

$$D_{m,n} = \min \begin{cases} D_{m-1,n} + 1, & \text{ou} \\ D_{m,n-1} + 1, & \text{ou} \\ D_{m-1,n-1} + \begin{cases} 0 \Leftarrow d_{m,n}(x,y) \leq \varepsilon \\ 1 \Leftarrow d_{m,n}(x,y) > \varepsilon \end{cases} \end{cases} \quad (2.4)$$

onde  $\varepsilon$  é a tolerância, também conhecida como parâmetro de elasticidade, e  $d_{m,n}(x,y)$  é a Distância Euclidiana.

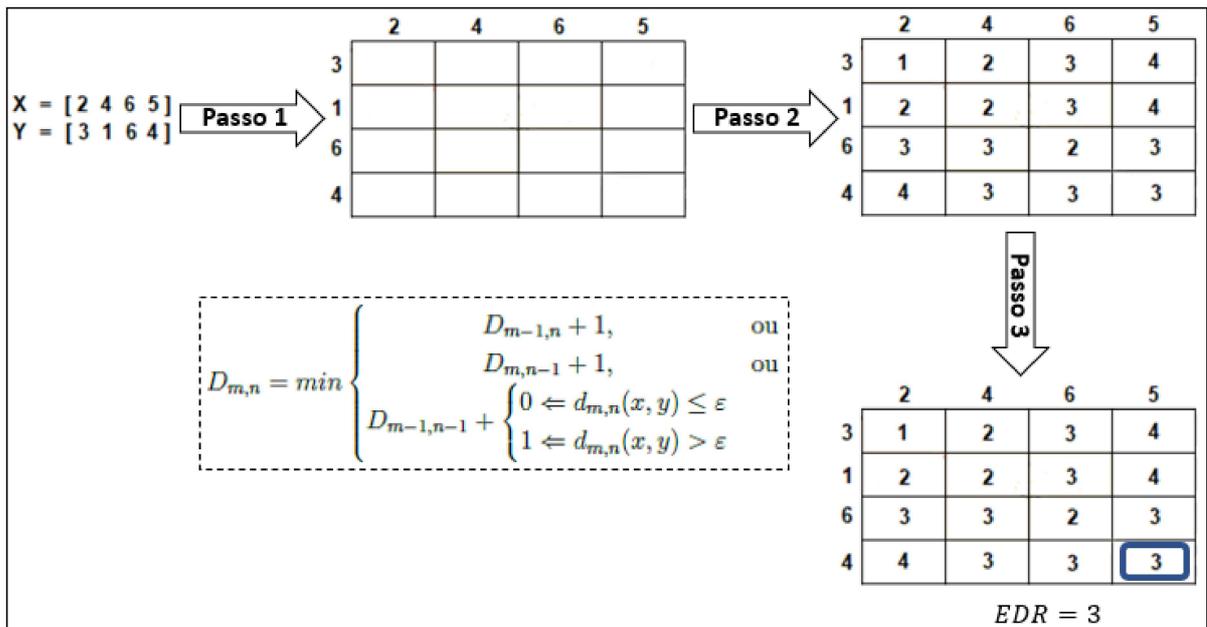
Para facilitar a compreensão do algoritmo EDR, seus passos estão descritos a seguir (considerando o parâmetro de elasticidade  $\varepsilon$  próximo de zero). A Figura 8 mostra um exemplo de como determinar a medida de similaridade EDR entre os dois vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ .

Passo 1: Construção da matriz EDR de ordem  $m \times n$  a partir dos vetores (2.1);

Passo 2: Determinar os valores da  $m$ -ésima linha com a  $n$ -ésima coluna, ou seja, os  $D_{m,n}$ , segundo as seguintes propriedades:

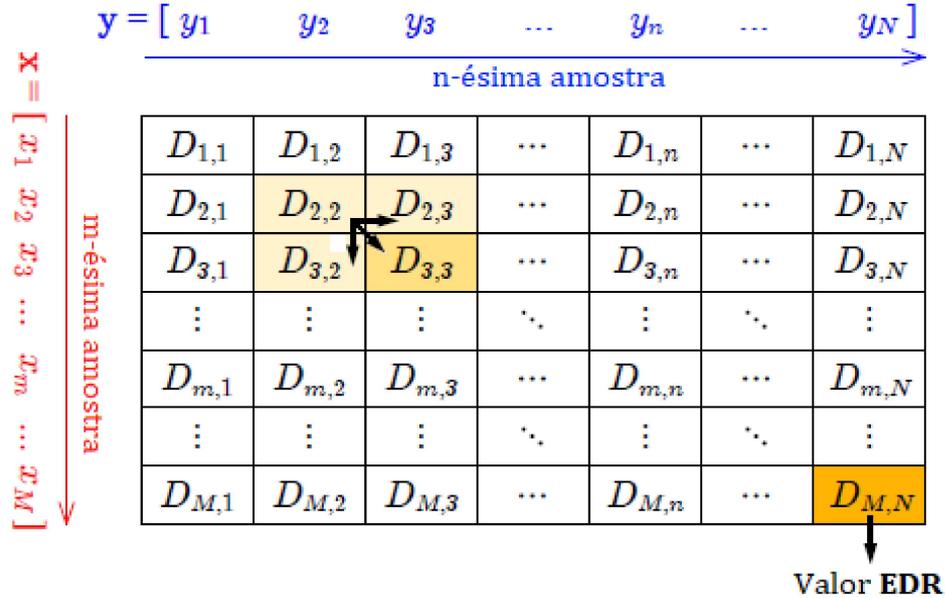
- Caso as amostras entre os dois vetores sejam distintas, o valor  $D_{m,n}$  será o menor valor adjacente encontrado na linha anterior, coluna anterior ou diagonal anterior, somado de 1, ou seja,  $D_{m-1,n} + 1$ ,  $D_{m,n-1} + 1$ , ou  $D_{m-1,n-1} + 1$ ;
- Caso as amostras entre os dois vetores sejam idênticas, o valor  $D_{m,n}$  será o valor adjacente da diagonal anterior, ou seja,  $D_{m-1,n-1} + 0$ .

Passo 3: O valor EDR será o valor encontrado em  $D_{M,N}$ ;



– Figura 8: Medida de similaridade EDR entre dois vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ .

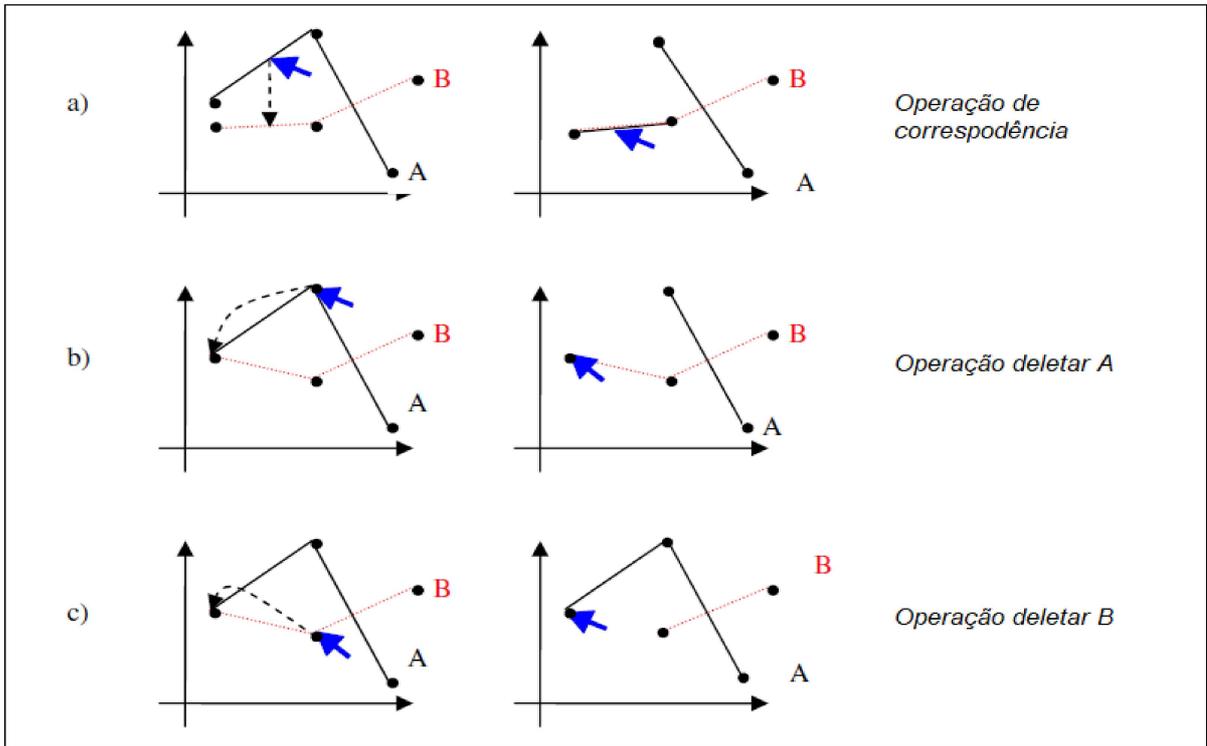
Como discutido anteriormente, os  $D_{m,n}$  relativos à cada  $m$ -ésima linha e  $n$ -ésima coluna são obtidos através de três operações (exemplo: valor de  $D_{3,3}$  obtido através de  $D_{2,3}$ ,  $D_{3,2}$  ou  $D_{2,2}$ ), segundo a Eq. (2.4), entre dois vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$  Figura 9. Caso os vetores sejam idênticos, os  $D_{m,n}$  da diagonal principal terão valores nulos, consequentemente, o valor da última linha com a última coluna  $D_{M,N}$  será nulo.



– Figura 9: Matriz EDR.

### 2.2.3 Time Warp Edit Distance – TWED

A técnica *Time Warp Edit Distance* TWED, foi desenvolvida por Marteau [36]. Em certo sentido, é uma combinação das técnicas DTW e EDR. A técnica TWED realiza três operações (operação de correspondência, operação deletar A e operação deletar B) entre os dois vetores A e B, como pode ser visto na Figura 10.



– Figura 10: Operações TWED entre os dois vetores, vetor A e vetor B. Adaptado [36].

Além das vantagens discutidas anteriormente para DTW e EDR, presentes também para TWED, esta também é capaz de lidar com séries temporais (sinais de tensão ou de corrente) de diferentes taxas de amostragem, incluindo as séries temporais de amostragens reduzidas [51]. Seguem-se as equações que descrevem o algoritmo TWED:

$$D_{m,n} = \min \begin{cases} D_{m-1,n} + \Gamma_x, & \text{ou} \\ D_{m,n-1} + \Gamma_y, & \text{ou} \\ D_{m-1,n-1} + \Gamma_{xy} \end{cases} \quad (2.5)$$

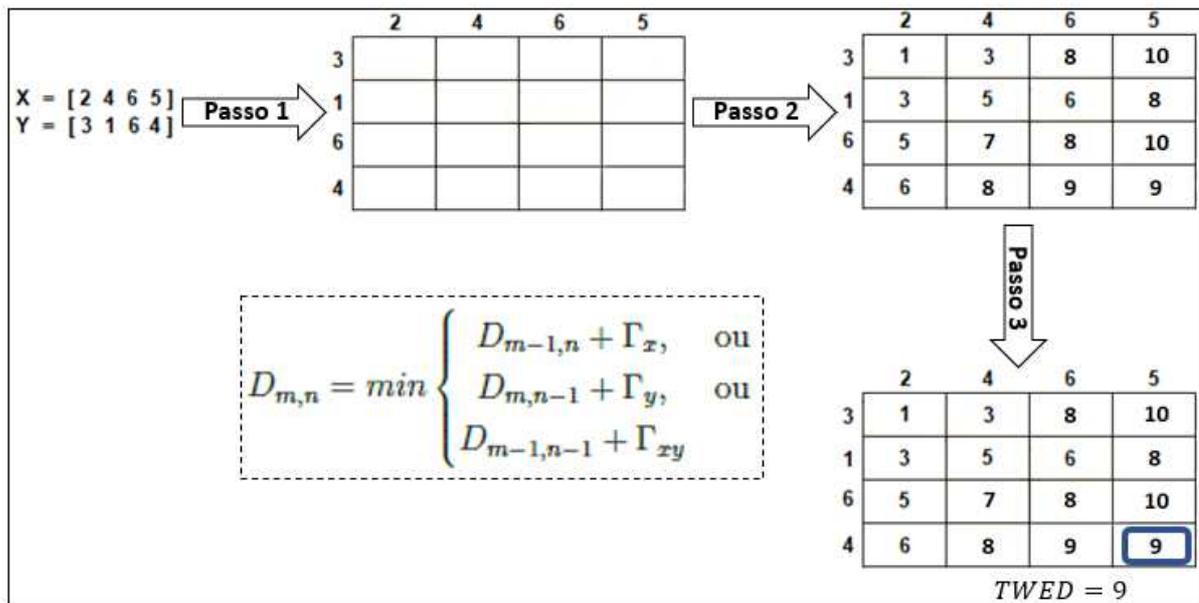
onde,

$$\begin{aligned} \Gamma_x &= d_{m,m-1}(x, x) + \nu + \lambda \\ \Gamma_y &= d_{n,n-1}(y, y) + \nu + \lambda \\ \Gamma_{xy} &= d_{m,n}(x, y) + d_{m-1,n-1}(x, y) + 2\nu|m - n| \end{aligned} \quad (2.6)$$

onde  $\nu$  e  $\lambda$  são parâmetros de elasticidade e penalidade, respectivamente e,  $d_{m,n}(x, y)$ , é a função custo, Distância Euclidiana.

O algoritmo TWED é bem semelhante ao algoritmo EDR, o que o difere são as equações em relação a  $m$ -ésima linha com a  $n$ -ésima coluna.

A Figura 11 mostra um exemplo de como determinar a medida de similaridade TWED entre os dois vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ .



– Figura 11: Medida de similaridade TWED entre os dois vetores  $x$  e  $y$ .

Em relação aos custos computacionais, a Distância Euclidiana tem  $O(n)$ , ou seja, o custo computacional aumenta linearmente à medida que a quantidade de dados cresce. As técnicas DTW, EDR e TWED têm custo computacional  $O(n^2)$  (custo quadrático), ou seja, aumenta exponencialmente com a quantidade de dados [52]. Em relação as técnicas DTW, EDR e TWED, esta última é considerada uma métrica [51], pois respeita a desigualdade triangular. Para detecção de novidades, a propriedade da desigualdade triangular não é relevante, ou seja, DTW e EDR, apesar de não serem consideradas como métricas [53], podem ser utilizadas para comparação de sinais em técnicas de detecção de novidades. A Tabela 3 mostra um resumo das principais características das técnicas de similaridade dinâmica discutidas.

Tabela 3 – Técnicas de similaridades dinâmicas.

Técnicas	Correspondência	Métrica	Ruído	Custo computacional
Dist. Euclidiana	Ponto a ponto	Sim	Sensível	$O(n)$
DTW	Multipontos	Não	Sensível	$O(n^2)$
EDR	Multipontos	Não	Robusto	$O(n^2)$
TWED	Multipontos	Sim	Robusto	$O(n^2)$

Segundo a Tabela 3, a técnica DTW é sensível aos ruídos, pois utiliza a Distância Euclidiana, também sensível, para o cálculo de distância entre as amostras dos dois vetores, ou seja, a sensibilidade da Distância Euclidiana influencia no cálculo do algoritmo DTW como um todo. Por outro lado, a técnica EDR que utiliza o cálculo da Distância Euclidiana entre as amostras apenas com o objetivo de determinar o valor e compará-la com o valor

do parâmetro de elasticidade especificado, ou seja, a sensibilidade da Distância Euclidiana não influencia o cálculo do algoritmo EDR como um todo. Como a técnica TWED é uma combinação entre as duas técnicas DTW e EDR, então ela terá uma sensibilidade intermediária entre DTW e EDR.

### 2.3 MEDIDA DE DISSIMILARIDADE RUZICKA

Geralmente as medidas de similaridade, como as técnicas de similaridade dinâmica e a métrica Diferença de Energia entre Frames (DEF), apresentam valor zero para vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$  idênticos e, valor um para vetores diferentes. Como a métrica Ruzicka é uma medida de dissimilaridade, então os valores serão o contrário, ou seja, quando os vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$  são iguais, o valor será um, caso contrário, vetores diferentes, o valor será zero. Segundo [54], a métrica Ruzicka pode ser expressa como (2.7):

$$S(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\sum_{n=1}^N \min\{x_m, y_n\}}{\sum_{n=1}^N \max\{x_m, y_n\}} \quad (2.7)$$

onde  $x_m$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$  e  $y_n$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$  são as amostras dos vetores  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ , respectivamente.

Para que a medida de dissimilaridade Ruzicka torna-se uma medida de similaridade, deve-se adotar um conceito complementar expressa como (2.8):

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - S(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (2.8)$$

### 2.4 DIFERENÇA DE ENERGIA ENTRE FRAMES

A Diferença de Energia entre Frames (DEF) é o valor absoluto da diferença de energia entre o *frame* analisado  $\mathbf{y}$  e o *frame* de referência  $\mathbf{x}$ , expressa como (2.9):

$$DEF = |E_{\mathbf{y}} - E_{\mathbf{x}}| \quad (2.9)$$

onde  $E_{\mathbf{x}}$  e  $E_{\mathbf{y}}$  são as energias dos *frames*  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ , respectivamente. A energia do *frame*  $\mathbf{x}$  é expressa como (2.10):

$$EF_{\mathbf{x}} = \sum_{n=1}^N |x_m|^2 \quad (2.10)$$

onde  $x_m$  representa a  $m$ -ésima amostra do vetor  $\mathbf{x}$  e,  $N$  representa o número de amostras contidas no vetor  $\mathbf{x}$ . A equação da energia do *frame*  $\mathbf{y}$  comporta-se de maneira similar a (2.10).

## 2.5 CONCLUSÕES PARCIAIS

Percebe-se que as técnicas de similaridade dinâmica são flexíveis quanto ao alinhamento temporal de duas séries, podendo ser úteis ao lidar com séries temporais deslocadas temporalmente, séries com comprimentos diferentes, e séries com taxas de amostragem diferentes, ao contrário da Distância Euclidiana, que não suporta séries desalinhadas, e com comprimentos diferentes. Das três técnicas apresentadas na seção 2.2, a técnica TWED mostrou ser uma ferramenta matemática muito boa para análise de similaridade entre os dois *frames* de um sinal de potência, pelo fato da técnica ser uma combinação entre as duas técnicas, DTW e EDR, e também ser robusta a ruídos, ao contrário das técnicas Ruzicka e DEF, que são sensíveis aos ruídos.

### 3 APLICAÇÃO DAS TÉCNICAS DTW, EDR E TWED

Este capítulo mostrará a aplicabilidade das técnicas de similaridade dinâmica DTW, EDR e TWED para detecção de novidades em sinais de sistemas elétricos de potência. O algoritmo foi implementado no *software* Matlab<sup>®</sup>, que pode ser encontrado no Apêndice A. Para facilitar a compreensão do algoritmo detector de novidade, construiu-se um diagrama de blocos (seção 3.2) explicitando o passo a passo do processo de detecção de novidades. Mostrará também a dinâmica do detector de novidade presente na seção 3.1, dinâmica essa que o algoritmo detector de novidade fará durante o processamento.

Também mostrará qual será a metodologia utilizada para análise de eficiência das técnicas de similaridade supracitadas, através da construção da curva ROC (seção 3.3). A construção dessa curva, requer dois parâmetros estatísticos, probabilidade de detecção e probabilidade de falso alarme. Para tornar mais precisa a análise de eficiência, acrescentou-se ruídos aos sinais de sistemas elétricos de potência, considerando-se  $SNR = 30\text{dB}$  e  $SNR = 60\text{dB}$ , cujo objetivo é testar a influência do ruído nas técnicas DTW, EDR e TWED durante a detecção de novidades em sinais SEP (tensão ou corrente).

#### 3.1 A DINÂMICA DO DETECTOR DE NOVIDADE

Como dito anteriormente, o processo de detecção de novidades inicia-se pela segmentação do sinal analisado em *frames*. Os sinais de sistemas elétricos de potência são caracterizados pela presença predominante de uma componente senoidal de frequência fundamental, cuja duração do ciclo tem pouca ou nenhuma variação, ou seja, é natural escolher *frames* de comprimento fixo com uma duração de um número inteiro de ciclos  $N_c$  desta componente fundamental.

A comparação de *frames*, para identificação de diferenças ou novidades entre eles precisa de uma técnica de similaridade que dimensione os *frames*. Desta forma, os *frames* serão comparados através da utilização das técnicas de similaridade dinâmica. Um *frame* de referência é usado na comparação com outro *frame* presente no sinal. Se a comparação entre os *frames* exceder um certo limite (valor de limiar) pré-estabelecido, um *frame* de novidade é detectado.

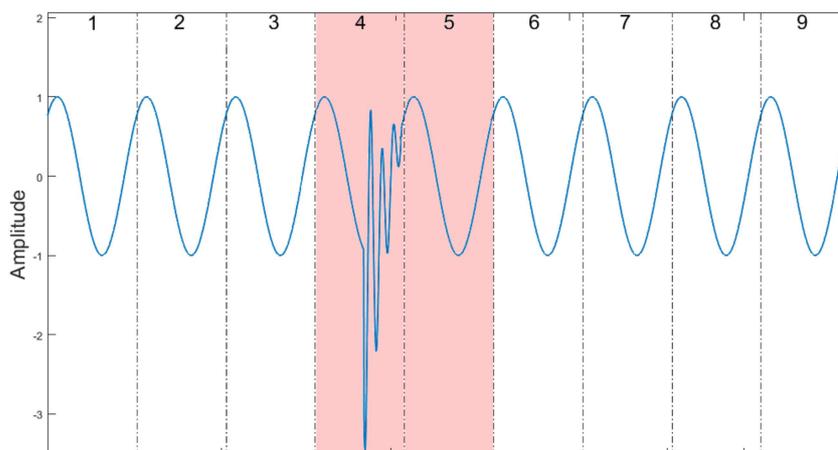
Nos métodos de detecção de novidades baseados em técnicas de similaridade com um *frame* de referência fixo, o *frame* de referência é sempre o *frame* anterior ao *frame* analisado, independentemente da detecção de novidades. Nos métodos com um *frame* de referência dinâmico, este *frame* é atualizado somente a cada detecção de novidade. Nesse caso, o novo *frame* de referência se torna o último *frame* de novidade detectado. Em geral, os métodos que utilizam *frames* de referência dinâmico apresentam melhores desempenhos em detecção de novidades, portanto, o presente trabalho adotou essa técnica.

O limiar utilizado na comparação de *frames* pode ser fixo ou adaptável. Nos

métodos de detecção de novidade com um limiar fixo, não há mudança no limiar aplicado à comparação de *frames*, independentemente da presença, ou não, de novidades. Os métodos de detecção com limiar dinâmico, procuram adaptar o limiar caso ocorram variações no sinal, tais como mudanças no nível de ruído, presença de distúrbios elétricos, entre outros.

A segmentação adequada é essencial para a detecção de novidades de forma eficiente. *Frames* mais longos têm um número maior de pontos, aumentando a quantidade de dados para o cálculo da técnica de similaridade. *Frames* longos apresentam menos sensibilidade a detecção de novidade, pois a informação de distúrbios é diluída. Os *frames* mais curtos proporcionam maior precisão na localização e identificação de novidades, são mais sensíveis aos distúrbios, e têm menos pontos para o cálculo de similaridade. Apesar dessa vantagem, eles podem gerar excessos de detecções, portanto, torna-se necessário uma segmentação adequada dos *frames* de um sinal.

Para ilustrar os conceitos de *frame* de referência dinâmico, considere o sinal mostrado na Figura 12, que foi segmentado em *frames* não sobrepostos com  $N_c = 1$ . Este sinal tem um distúrbio Transitório oscilatório, que ocorre durante o quarto ciclo (ou quarto *frame*) do sinal cosseno.



– Figura 12: *Frame* de novidade detectada para Transiente Oscilatório.

Inicialmente, o primeiro *frame* é considerado como *frame* de referência. Quando o segundo *frame* é comparado com o *frame* de referência, não há diferença entre eles, conseqüentemente, não há detecção de novidade, portanto, o *frame* de referência permanece o mesmo. De modo análogo, o mesmo ocorre com o terceiro *frame*, quando comparado com o *frame* de referência, não há detecção de novidade.

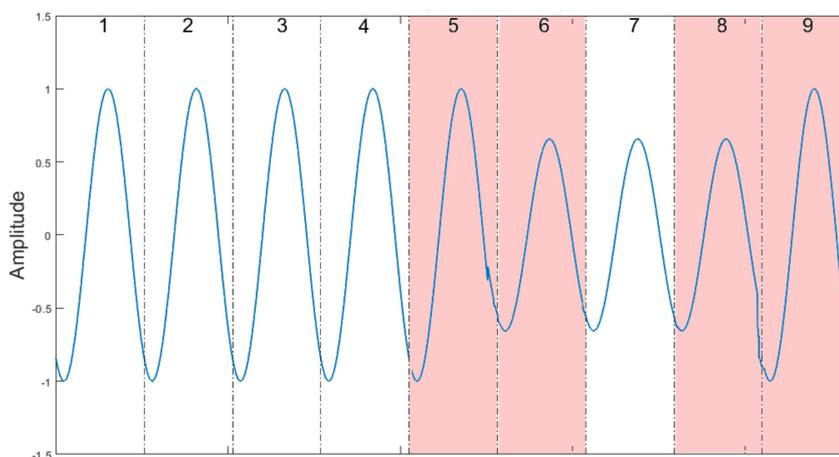
Ao comparar o quarto *frame* com o *frame* de referência, uma diferença é notada, devido ao distúrbio Transitório oscilatório presente no quarto ciclo. Desta vez, uma novidade é detectada, conseqüentemente, o quarto *frame* será o novo *frame* de referência.

Quando o quinto *frame* é comparado com o novo *frame* de referência (quarto *frame*), uma diferença é notada, pois no quinto *frame*, o sinal retorna ao seu estado normal, sem

perturbações. Portanto, o quinto *frame* é um *frame* de novidade e se torna o novo *frame* de referência.

Ao comparar o sexto *frame* com o novo *frame* de referência, não há diferença entre eles, portanto, não há detecção de novidade. O quinto *frame* permanece como o *frame* de referência e a comparação passa para o *frame* seguinte. Como o sétimo *frame* também não mostra nenhuma diferença em relação ao quinto *frame*, o *frame* de referência permanece o mesmo, pois nenhuma novidade é detectada. O mesmo comportamento se repete até o último *frame*.

Um outro exemplo é mostrado na Figura 13, onde o sinal contém um distúrbio do tipo *Sag*. Utilizando o mesmo raciocínio do caso anterior, o segundo, o terceiro e o quarto *frames* não apresentam novidades quando comparados com o primeiro *frame* de referência. No quinto *frame*, é notada uma diferença, portanto, uma novidade é detectada, então o *frame* de referência passará do primeiro *frame* para o quinto *frame*. Ao comparar o sexto *frame* com o quinto *frame*, uma novidade novamente é detectada, portanto, o sexto *frame* é o novo *frame* de referência. Comparando o sétimo *frame* com o sexto *frame* (referência), não há diferença, então não há novidade detectada. Comparando o oitavo *frame* com o sexto *frame*, detecta-se uma novidade. O oitavo *frame* agora é a nova referência e quando o nono *frame* é comparado com ele, uma novidade também é detectada, e a referência passa para o nono *frame*.



– Figura 13: *Frames* de novidade detectada para *Sag*.

Definido o tamanho do *frame* e a forma de comparação, o próximo passo é a definição de uma técnica de similaridade, parâmetro que será responsável pela comparação entre os dois *frames*, com o objetivo de identificar se os dois *frames* comparados são idênticos, ou não.

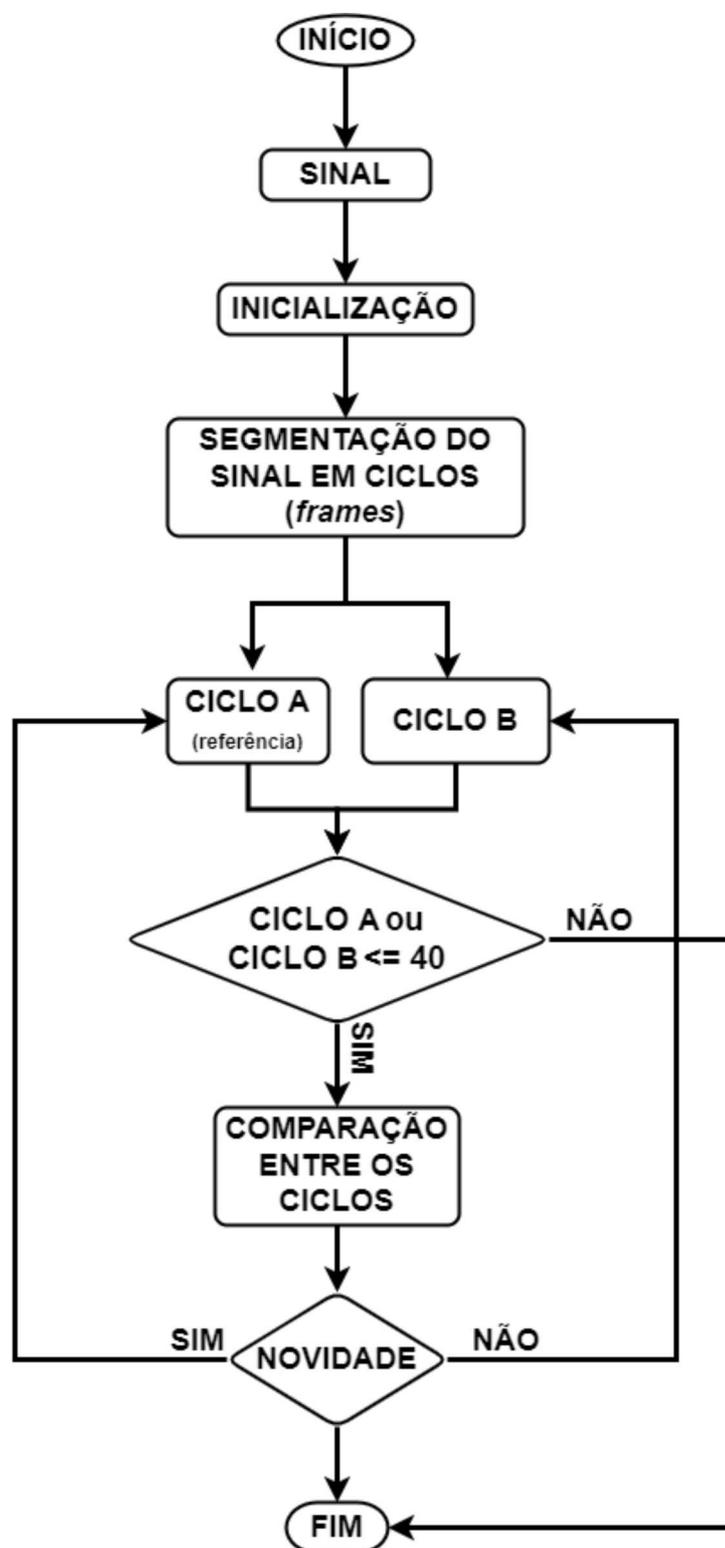
### 3.2 ALGORITMO DE DETECÇÃO DE NOVIDADES

Como dito na subsecção 3.1, o objetivo dos detectores de novidade é analisar e comparar dois *frames* de um sinal, um deles será o *frame* de referência. Caso o *frame* analisado e comparado com o *frame* de referência seja diferente, indica possibilidade de novidade entre os *frames*. Possibilidade, pois a detecção de novidade vai depender do valor de limiar pré estabelecido, isto é, se a medida de similaridade DTW, EDR ou TWED exceder o valor de limiar, é detectada novidade entre os dois *frames* analisados, caso contrário, não há novidade. Antes da detecção de novidades, o sinal deve ser dividido em *frames* (ciclos). Então, a primeira etapa do algoritmo construído deve ser realizar a segmentação do sinal em *frames*.

A seguir encontram-se os passos do algoritmo que está descrito em forma de diagrama na Figura 14. O algoritmo implementado em Matlab encontra-se no Apêndice A .

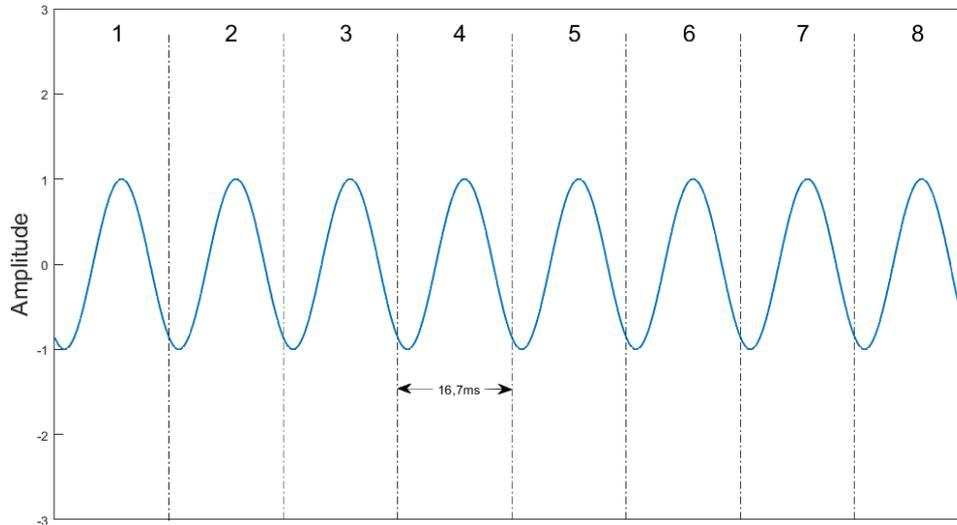
- Passo 1: **INÍCIO** Início do algoritmo;
- Passo 2: **SINAL** Carregamento ("*load*") do banco de dados contendo o tipo de distúrbio e valor da Relação Sinal Ruído (SNR) presente no sinal de tensão (ou de corrente);
- Passo 3: **INICIALIZAÇÃO** Gera uma matriz com valores nulos. Sabe-se que o sinal têm 40 ciclos, então será uma matriz com 40 colunas e, 1 linha (para o teste de um sinal), ou 200 linhas (para o teste de duzentos sinais);
- Passo 4: **SEGMENTAÇÃO DO SINAL EM CICLOS** Divisão do sinal em 40 ciclos (*frames*);
- Passo 5: **CICLO A** e **CICLO B** Começa com os ciclos 1 e 2 do sinal. O ciclos A e B serão atualizados de acordo com o Passo 7;
- Passo 6: **CICLO A ou CICLO B  $\leq$  40** o algoritmo é iterativo, repete-se 40 (número de ciclos do sinal) vezes, portanto, avalia-se se ainda existem ciclos a serem processados. Caso sim, passa para o passo (Passo 7), caso contrário, encerra-se o algoritmo (Passo 9);
- Passo 7: **COMPARAÇÃO ENTRE OS CICLOS** Faz-se a comparação entre o CICLO A (referência) e o CICLO B, com a utilização das técnicas de similaridade dinâmica DTW, EDR ou TWED;
- Passo 8: **NOVIDADE** Caso uma novidade seja detectada, volta para o Passo 5 (caminho SIM), ou seja, o CICLO A (referência) será atualizado para o último ciclo (*frame*) analisado. Caso não seja detectada novidade, volta para o Passo 5 (caminho NÃO), atualizando o CICLO B para o próximo ciclo do sinal;
- Passo 9: **FIM** Encerra o algoritmo, quando não há mais ciclos (*frames*) a serem analisados. O resultado será uma matriz, onde a  $m$ -ésima linha com a  $n$ -ésima coluna

representará os valores das medidas de similaridade, de umas das técnicas utilizadas, DTW, EDR e TWED, na comparação entre os dois *frames* do sinal de tensão (ou de corrente).



– Figura 14: Algoritmo de detecção de novidades.

A Figura 15 mostra o sinal seccionado em frames com tamanho de um ciclo da frequência fundamental (60 Hz), com uma duração aproximada de 16,7 ms. Considerando a frequência de amostragem de 15,36 kHz, cada *frame* possuirá 256 amostras.



– Figura 15: Divisão do sinal em *frames*.

Para a determinação do valor de similaridade DTW, utilizou-se a seguinte função (3.1), do *software* Matlab®:

$$\text{dtw}(x,y,\text{metric}) \quad (3.1)$$

onde os parâmetros  $x$  e  $y$  são os vetores dos *frames* do sinal analisado, e o parâmetro *metric*, é responsável pela especificação da função custo, como dito anteriormente, o presente trabalho adotou a Distância Euclidiana como função custo.

A banda Sakoe-Chiba não impacta significativamente na dinâmica do processamento do algoritmo DTW, e em busca de simplicidade, o presente trabalho não adotou a Banda de Sakoe-Chiba na função (3.1).

Para a determinação do valor de similaridade EDR, utilizou-se a seguinte função do *software* Matlab® (3.2):

$$\text{edr}(x,y,\text{tol}) \quad (3.2)$$

onde os parâmetros  $x$  e  $y$  são os vetores dos *frames* do sinal analisado, e o parâmetro *tol*, é a tolerância, responsável pela especificação do parâmetro de elasticidade.

Para a determinação do valor de similaridade TWED, utilizou-se a seguinte função do *software* Matlab® (3.3):

$$\text{twed}(A, \text{timeSA}, B, \text{timeSB}, \text{lambda}, \text{nu}) \quad (3.3)$$

onde os parâmetros  $A$  e  $B$  são os vetores dos *frames* do sinal analisado,  $\text{timeSA}$  e  $\text{timeSB}$ , são os números de pontos que os respectivos vetores contêm, os parâmetros  $\text{lambda}$  e o  $\text{nu}$ , são os parâmetros de penalidade e elasticidade, respectivamente.

O parâmetro de penalidade  $\text{lambda}$  não interfere significativamente na dinâmica do processamento do algoritmo TWED, e em busca de simplicidade do algoritmo, o parâmetro foi desconsiderado na função (3.3). Em relação ao parâmetro de elasticidade  $\text{nu}$ , o valor adotado será igual ao parâmetro de elasticidade  $\text{tol}$  da função (3.2).

As funções DTW (3.1) e EDR (3.2), o Matlab<sup>®</sup> as possuem em sua biblioteca, ao contrário da função TWED (3.3), onde o código pode ser encontrado em [56] e posteriormente implementada no Matlab<sup>®</sup>.

### 3.3 ANÁLISE DE EFICIÊNCIA – CURVA ROC

O instante de ocorrência dos distúrbios elétricos presentes nos sinais de tensão (ou de corrente) é aleatória, além disso os sinais estão corrompidos por ruído. Neste trabalho, considerou-se dois valores de SNR:  $\text{SNR} = 30\text{dB}$  e  $\text{SNR} = 60\text{dB}$ . A avaliação do detector de novidades então contemplará o desempenho da métrica utilizada quanto ao instante (*frame*) da ocorrência do distúrbio, quanto à imunidade ao ruído.

Para analisar a eficiência do detector, será construída a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) [55], que depende de dois parâmetros estatísticos, a probabilidade de detecção  $P_D$  e a probabilidade de falso alarme  $P_{FA}$ . O par de coordenadas  $[P_{FA}, P_D]$  dos pontos da curva ROC, pode ser calculado como (3.4):

$$P_{FA} = \frac{PF}{TN}, \quad P_D = \frac{PV}{TP} \quad (3.4)$$

onde PV é o número de *frames* verdadeiros positivos (ciclos) detectados pelo detector de novidade, TP é o número total de *frames* positivos no sinal, PF é o número de *frames* falsos positivos detectados pelo detector de novidade, TN é o número total de *frames* negativos no sinal. Quanto mais próximo o  $P_D$  estiver de 1 e  $P_{FA}$  de 0, melhor será a eficiência do detector.

A curva ROC é gerada pela variação da sensibilidade (limiar) do detector. Através da curva ROC, é possível obter informações sobre a eficácia do detector. Há também um parâmetro indispensável para a análise de desempenho das técnicas de similaridade, à partir da curva ROC, que é a área abaixo da curva, (*Area Under Curve* – AUC), que para um detector ideal tem valor igual a 1.

Para determinar o limiar ótimo (também conhecido como patamar), para as técnicas de similaridade dinâmica e DEF, foi utilizado o índice de Soma Produto (SP) [57], sendo o limiar ótimo, o limiar que originou o maior valor SP. O índice SP é calculado de acordo com (3.5):

$$SP = \sqrt{\sqrt{P_D \times (1 - P_{FA})} \times \frac{P_D + (1 - P_{FA})}{2}} \quad (3.5)$$

Segundo a Eq. (3.5), cada técnica de similaridade dinâmica (ou DEF) para cada tipo de distúrbio presente no sinal de potência (tensão ou corrente), corrompido por ruídos, um com  $SNR = 60dB$  e com  $SNR = 30dB$ , terá o valor de seu patamar (limiar ótimo).

Para determinar o limiar de detecção de perturbações elétricas de um sinal de potência (tensão ou corrente) pela técnica Ruzicka, deve-se definir uma constante de sensibilidade  $\lambda$  e uma janela de referência  $l_r$ , a qual pode conter um ou mais *frames*, o presente trabalho adotou a janela de referência contendo um *frame*. Suponha-se que estejamos analisando o  $i$ -ésimo *frame*  $y$  do sinal, o limiar de detecção  $n_i$  será definido como:

$$n_i = 1 - \lambda \times \text{mediana}(D_{ref}) \quad (3.6)$$

onde  $D_{ref}$  é um vetor que armazena os valores de similaridade dos *frames*  $i - l_r$  ao *frame* de referência  $x$ . Cada amostra desse vetor será calculada de acordo com (2.8).

A detecção de novidade será identificada no momento em que o grau de similaridade é menor que o limiar de detecção, conforme:

$$S_i > n_i \quad (3.7)$$

### 3.4 CONCLUSÕES PARCIAIS

Construiu-se um algoritmo de detecção de novidades para sinais de potência (tensão ou corrente) baseadas nas técnicas DTW, EDR ou TWED, e para avaliação do desempenho dessas técnicas de similaridade utilizadas no algoritmo, utilizou-se dois parâmetros estatísticos, probabilidade de detecção e probabilidade de falso alarme, parâmetros que servem para a construção da curva ROC. Através dessa curva, os valores AUC também são gerados e serão utilizados para a análise de desempenho dos detectores.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo apresenta os resultados obtidos pelas técnicas de similaridade dinâmica DTW, EDR e TWED para detecção de novidades. Como dito anteriormente, a avaliação de desempenho dessas técnicas de similaridade será feita através da construção da curva ROC e da análise da área abaixo da curva (AUC – *Area Under Curve*). De forma a avaliar a robustez das técnicas ao ruído; foram testados sinais com dois valores de SNR,  $30dB$  e  $60dB$ .

Primeiramente, será mostrado um teste considerando a aplicação do detector em apenas um sinal para cada tipo de distúrbio analisado. Neste tipo de teste, será mostrado um gráfico contendo as curvas de respostas das técnicas DTW, EDR e TWED, representadas pelas linhas azul, verde e magenta, respectivamente, e pelo gabarito (resposta desejada) representado pela linha vermelha, que possui valor zero (quando não há novidade a ser detectada pelas técnicas de similaridade) ou um (quando há novidade a ser detectada pelas técnicas de similaridade). Neste teste é possível avaliar graficamente se o detector operou corretamente através da inspeção visual dos gráficos.

Um conjunto de 200 sinais será utilizado para a realização de testes estatísticos de desempenho das técnicas DTW, EDR e TWED através das curvas ROC, e dos valores AUC obtidos dessas curvas. Foram testados conjuntos diferentes de sinais contendo apenas um tipo de distúrbio e, ao final, será mostrado um teste para um conjunto de sinais contendo todos os tipos de distúrbios considerados neste trabalho. Para os testes estatísticos, será mostrada uma comparação das técnicas propostas neste trabalho com as outras técnicas de detecção de novidades, presentes na literatura, Ruzicka [46] e Diferença de Energia entre Frames (DEF) [33].

Os sinais utilizados nos testes foram gerados com os seguintes parâmetros:

- 40 ciclos;
- amplitude normalizada;
- frequência fundamental de  $60Hz$ ;
- frequência de amostragem de  $15.360kHz$ , ou seja, cada ciclo (*frame*) contém 256 amostras (pontos).

Os seguintes tipos de distúrbios foram utilizados:

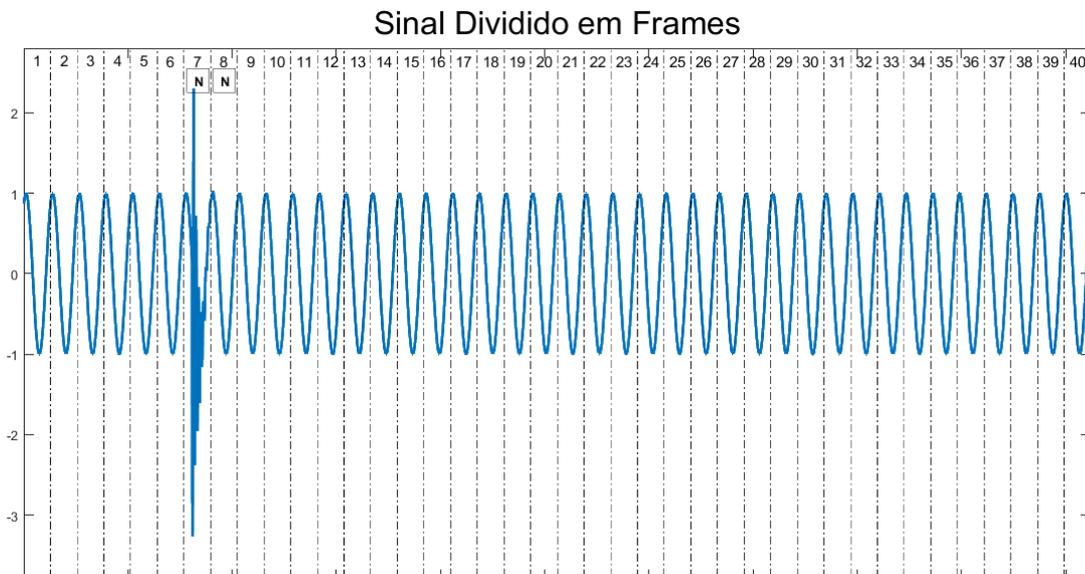
- Transitórios oscilatórios;
- *Swell*;
- *Sag*;

- Interrupção;
- Harmônico variante no tempo;
- *Spikes*;
- *Notches*;

Como mencionado anteriormente, serão mostrados resultados considerando dois valores de SNR, 30dB e 60dB, tanto para os testes considerando apenas um sinal quanto para os testes estatísticos.

#### 4.1 Caso 1 – Transitórios oscilatórios

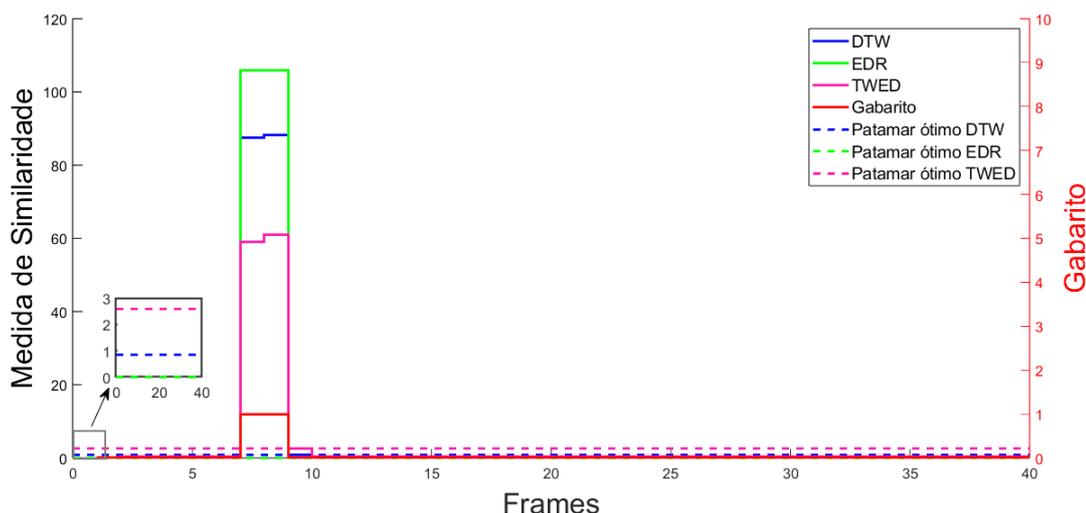
A Figura 16 mostra um sinal contendo um distúrbio Transitório oscilatório e corrompido por um ruído com  $SNR = 60dB$ . As curvas de resposta das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 17. Segundo a Figura 16, percebe-se que os *frames* de novidade estão presentes nos ciclos 7 e 8 do sinal, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ .



– Figura 16: Sinal com distúrbio Transitório oscilatório,  $SNR = 60dB$ .

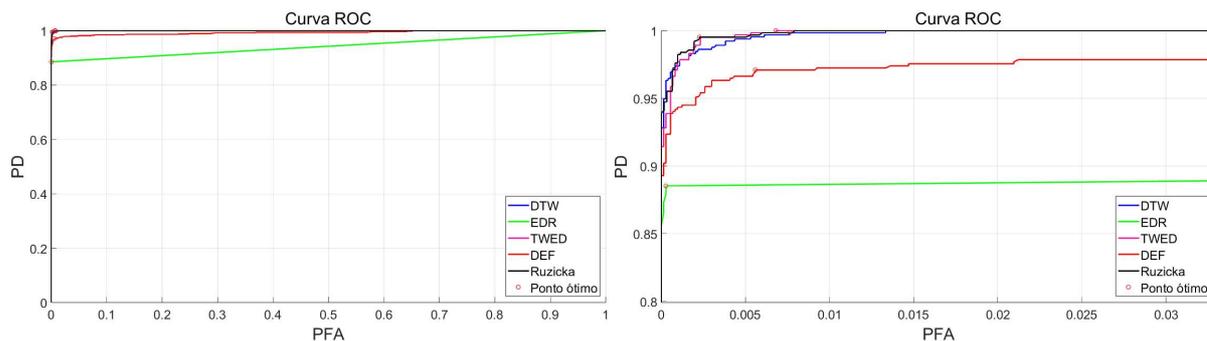
Segundo a Figura 17, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares, estes, obtidos segundo a Eq. (3.5). Quando o gabarito é igual a um, ciclos 7 e 8 (Figura 16), o valor  $DTW = 87,60$  está acima do valor do patamar  $DTW = 0,85$  (linha azul tracejada). O mesmo ocorre para EDR e TWED. Valor EDR = 106,00 maior que o patamar EDR = 0,00 (linha verde tracejada). Valor TWED = 59,00 maior que o patamar TWED = 2,59 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, não

há novidade a ser detectada, o que pode ser visto pelas curvas das técnicas DTW, EDR e TWED, ambas não detectam *frames* de novidade, pois seus respectivos valores, estão abaixo dos respectivos valores dos patamares, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrando que elas tiveram um desempenho ideal.



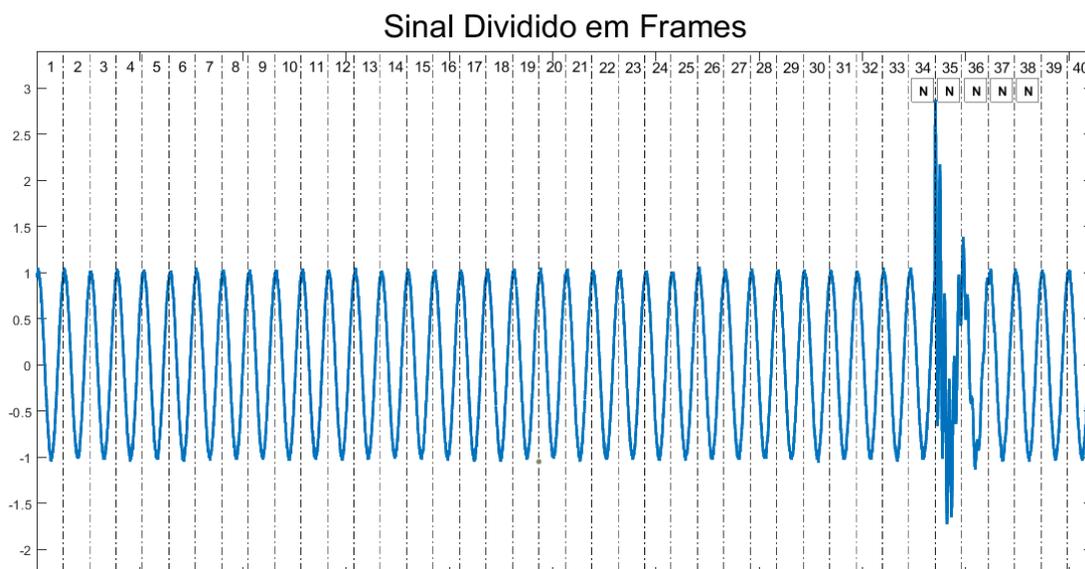
– Figura 17: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Transitório oscilatório, SNR = 60dB.

A Figura 18 mostra os testes feitos para duzentos sinais. Além dos desempenhos das técnicas DTW, EDR e TWED, também são mostrados os desempenhos obtidos pelas técnicas Ruzicka e Diferença de Energia entre os Frames. Percebe-se que a TWED e a Ruzicka apresentaram os melhores desempenhos, pois as probabilidades de detecção  $P_D$  estão próximas de um, e as probabilidade de falso alarme  $P_{FA}$  próximas de zero, conseqüentemente o valor AUC está próximo do valor unitário, ao contrário da EDR, que não obteve o desempenho satisfatório, pois a probabilidade de detecção teve um decréscimo de aproximadamente 10% de  $P_D$  em relação às técnicas TWED e Ruzicka, além da ocorrência de probabilidade de falso alarme, gerando um valor AUC bem abaixo do valor unitário. O valores AUC obtidos pelas curvas ROC de todas as técnicas testadas, encontram-se na Tabela 4, ao final desta seção.



– Figura 18: Curvas ROC para Transitório oscilatório,  $SNR = 60dB$ .

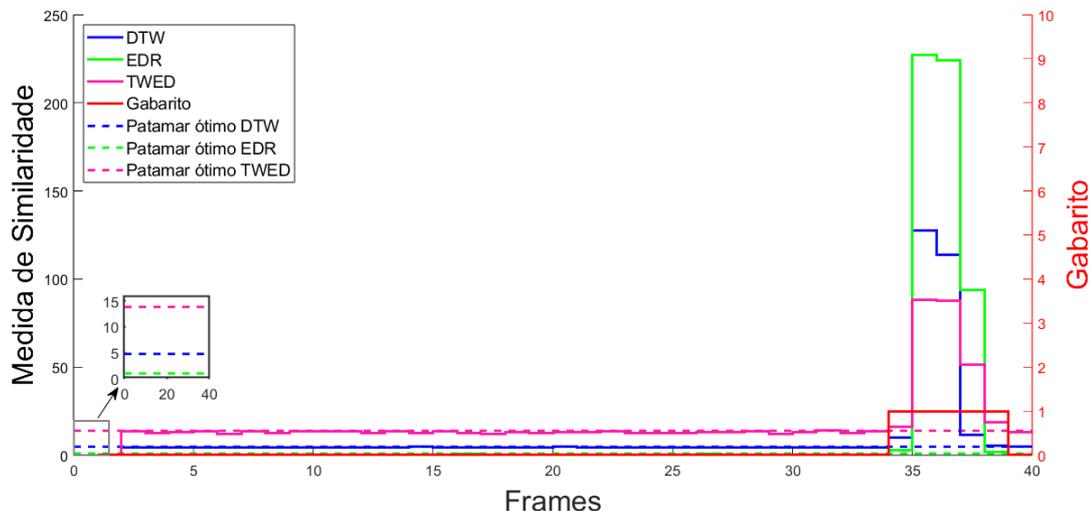
A Figura 19 mostra um sinal contendo um distúrbio Transitório Oscilatório, corrompido por um ruído com  $SNR = 30dB$ . As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 20. Segundo a Figura 19, percebe-se que os *frames* de novidade estão presentes nos ciclos 34, 35, 36, 37 e 38 do sinal, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ .



– Figura 19: Sinal com distúrbio Transitório oscilatório,  $SNR = 30dB$ .

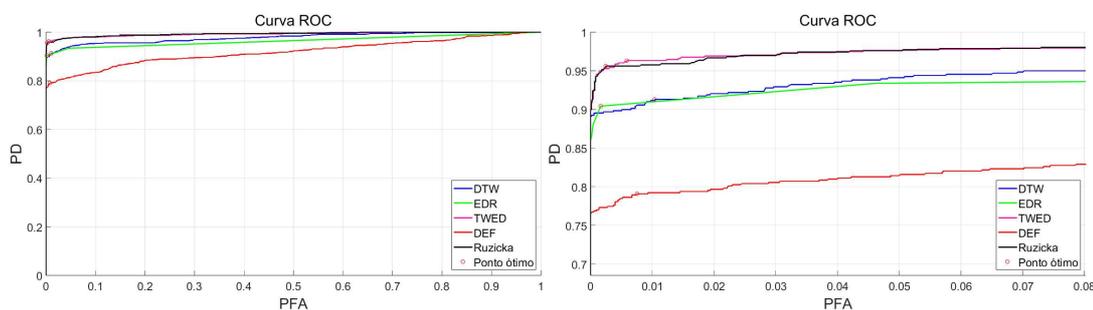
Segundo a Figura 20, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares, estes, obtidos segundo a Eq. (3.5). Percebe-se também, que nos *frames* iniciais, os valores das técnicas de similaridade dinâmica estão bem próximo dos valores de seus respectivos patamares, mas abaixo desses valores, ou seja, não estão detectando novidades. Quando o gabarito é igual a um, o valor  $DTW = 127,70$  está acima do valor do patamar  $DTW = 4,77$  (linha azul tracejada). Valor  $EDR = 227,00$  maior que o patamar  $EDR = 1,00$  (linha verde tracejada). Valor  $TWED = 88,09$  maior que o patamar  $TWED = 13,85$  (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, não há novidade a ser detectada, o que pode ser visto pelas curvas das técnicas  $DTW$ ,  $EDR$  e  $TWED$ , ambas não detectaram

frames de novidade, pois o respectivos valores das técnicas, estão abaixo dos respectivos valores dos patamares, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 20: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Transitório oscilatório, SNR = 30dB.

A Figura 21, mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. Percebe-se que a TWED e a Ruzicka apresentaram os melhores desempenhos, pois as probabilidades de detecção estão próxima de 0,95 e probabilidades de falso alarme são baixas, obtendo um valor AUC próximo de um, o mesmo não acontece com as outras técnicas, principalmente a DEF, que apresentou um decréscimo de aproximadamente 20% de probabilidade de detecção em relação às técnicas TWED e Ruzicka, além da presença de falsos alarmes ( $P_{FA}$ ), obtendo um valor AUC bem abaixo de um (em torno de 0,91). Os valores AUC obtidos pelas curvas ROC de todas as técnicas testadas, encontram-se na Tabela 4.



– Figura 21: Curvas ROC para Transitório oscilatório, SNR = 30dB.

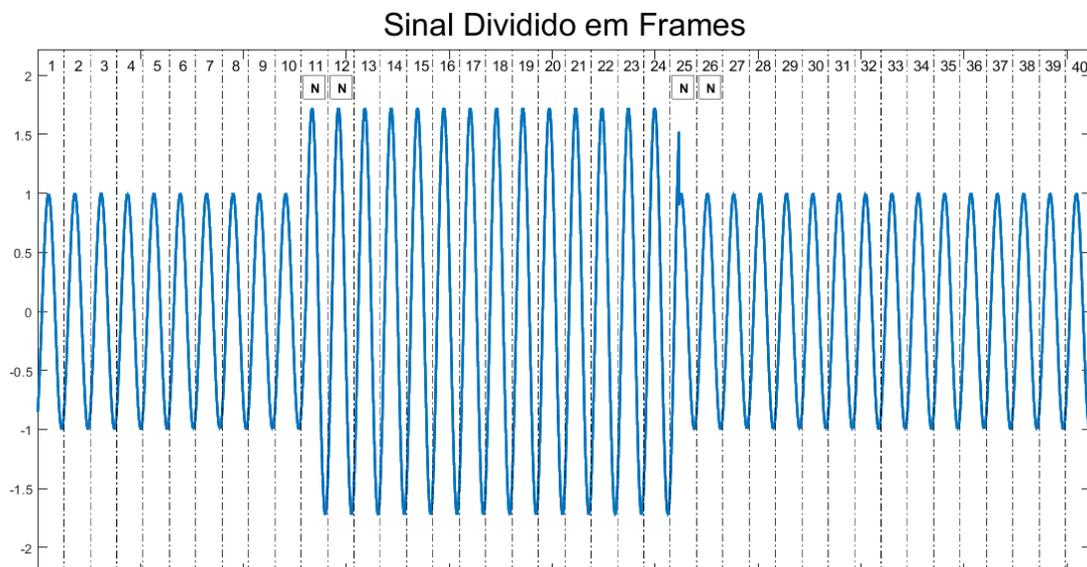
Tabela 4 – Transitório–AUC

Distúrbio →	Transitório	
	SNR →	60 dB
Técnicas ↓	AUC	
<b>DTW</b>	0.9999	0.9782
<b>EDR</b>	0.9427	0.9650
<b>TWED</b>	0.9999	0.9926
<b>DEF</b>	0.9933	0.9189
<b>Ruzicka</b>	0.9999	0.9932

Segundo a Tabela 4, os desempenhos das técnicas decrescem com os sinais corrompidos por ruídos com  $30dB$ , exceto a técnica EDR, que apresentou o desempenho melhor em relação ao sinal corrompido por ruído com  $60dB$ .

#### 4.2 Caso 2 – *Swell*

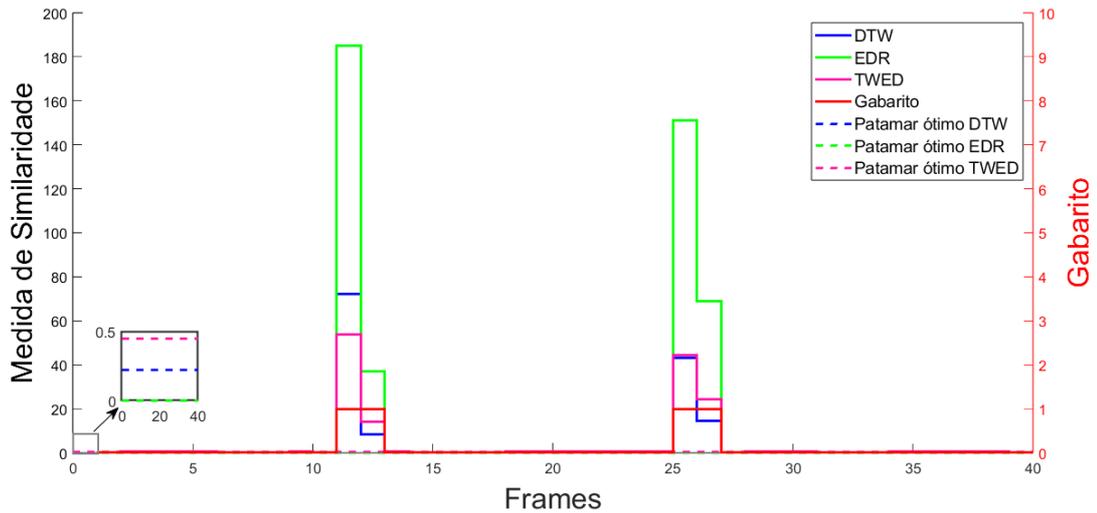
A Figura 22 mostra um sinal corrompido por ruído, com  $SNR=60dB$ , contendo um distúrbio *Swell*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 11, 12, 25 e 26 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 23.



– Figura 22: Sinal com distúrbio *Swell*,  $SNR = 60dB$ .

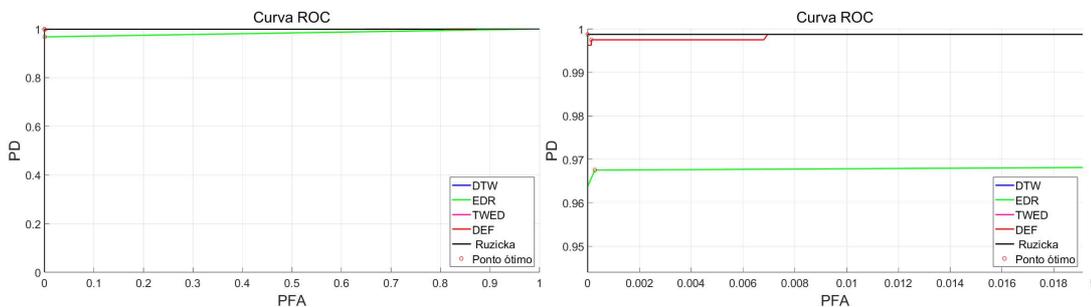
Segundo a Figura 23, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares, estes, obtidos segundo a Eq. (3.5). Quando o gabarito é igual a um, os valores  $DTW = 72,31$  (primeira detecção) e  $DTW = 43,01$  (segunda detecção) estão acima do valor do patamar  $DTW = 0,22$  (linha azul tracejada). Os valores  $EDR = 185,00$  (primeira

detecção) e  $EDR = 151,00$  (segunda detecção) são maiores que o patamar  $EDR = 0,00$  (linha verde tracejada). Os valores  $TWED = 53,91$  (primeira detecção) e  $TWED = 44,55$  (segunda detecção) são maiores que o patamar  $TWED = 0,45$  (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED, detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade adotadas, mostrando que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 23: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para o sinal *Swell*,  $SNR = 60dB$ .

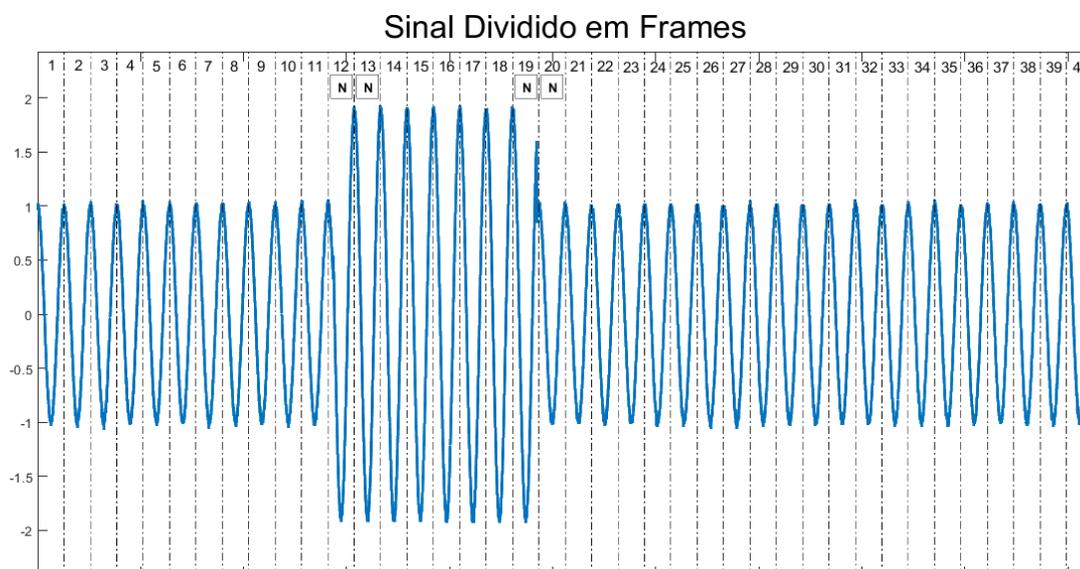
A Figura 24 mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. Percebe-se que DTW, TWED e Ruzicka apresentaram os melhores desempenhos, pois apresentaram  $P_D$  bem próxima de um e  $P_{FA}$  bem próxima de zero, obtendo um valor AUC bem próximo de um, em contraste com a EDR, que apresentou um desempenho não satisfatório, onde a  $P_D$  apresentou um decréscimo de aproximadamente 3,5%  $P_D$  em relação às técnicas DTW, TWED e Ruzicka, obtendo um valor AUC abaixo do valor unitário. O valores AUC encontram-se na Tabela 5, ao final desta seção.



– Figura 24: Curvas ROC para *Swell*,  $SNR = 60dB$ .

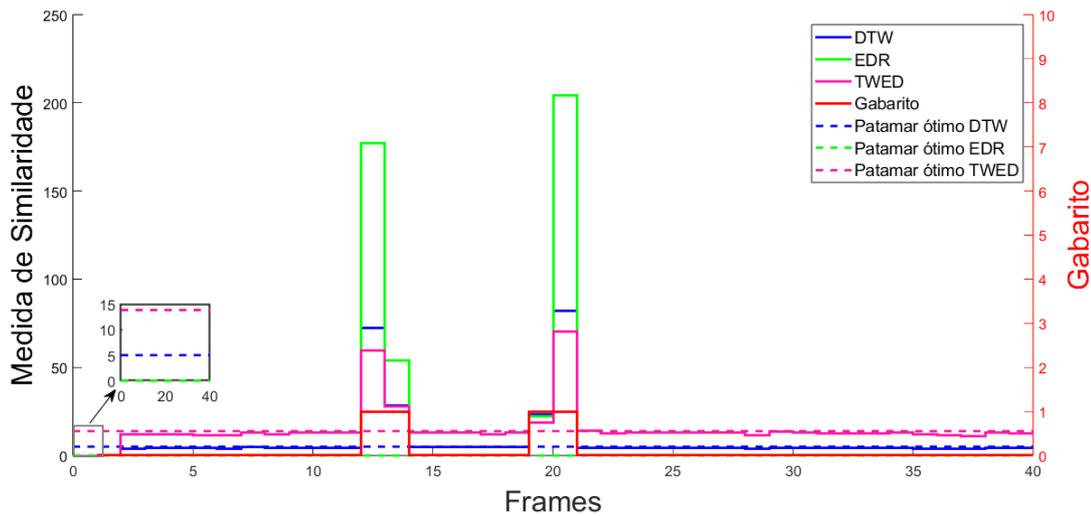
A Figura 25 mostra um sinal corrompido por ruído com  $SNR = 30dB$ , contendo um distúrbio *Swell*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes

nos ciclos 12, 13, 19 e 20 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 26.



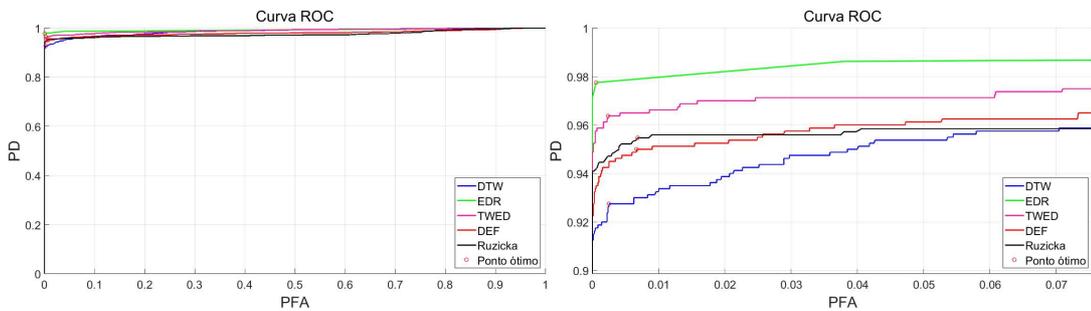
– Figura 25: Sinal com distúrbio *Swell*, SNR = 30dB.

Segundo a Figura 26, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, os valores DTW = 72,42 (primeira detecção) e DTW = 82,14 (segunda detecção) estão acima do valor do patamar DTW = 5,00 (linha azul tracejada). Os valores EDR = 177,00 (primeira detecção) e EDR = 204,00 (segunda detecção) são maiores que o patamar EDR = 0,00 (linha verde tracejada). Os valores TWED = 59,80 (primeira detecção) e TWED = 70,32 (segunda detecção) são maiores que o patamar TWED = 13,83 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED detectaram *frames* de novidade, consequentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 26: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Swell*, SNR = 30dB.

A Figura 27, além de mostrar o desempenho das técnicas DTW, EDR e TWED para duzentos sinais, comparou-as com a técnica de similaridade Ruzicka e com a técnica Diferença de Energia entre Frames. Percebe-se que a EDR apresentou o melhor desempenho, pois a  $P_D$  é aproximadamente 0,98, e baixa  $P_{FA}$ , obtendo um valor AUC próximo de um. A DTW não apresentou o desempenho bom, em relação a demais técnicas, pois a  $P_D$  é aproximadamente 0,93, ou seja, um decréscimo de 5% de  $P_D$  em relação às técnica EDR. O valores AUC encontram-se na Tabela 5.



– Figura 27: Curvas ROC para *Swell*, SNR = 30dB.

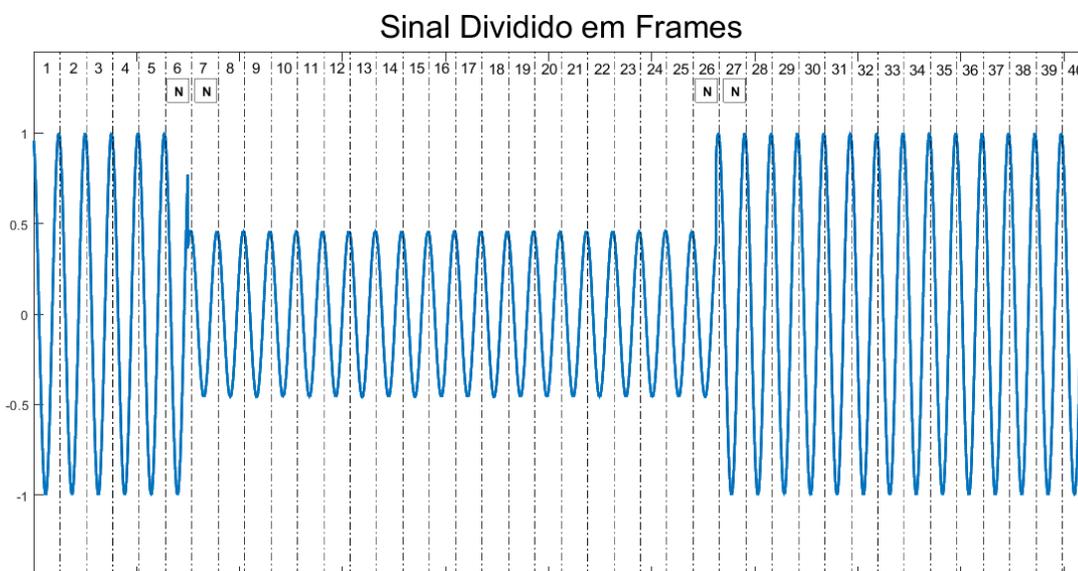
Tabela 5 – Swell–AUC

Distúrbio →	Swell	
	60 dB	30 dB
SNR →		
Técnicas ↓	AUC	AUC
DTW	0.9992	0.9868
EDR	0.9844	0.9927
TWED	0.9992	0.9901
DEF	0.9989	0.9800
Ruzicka	0.9990	0.9755

Segundo a Tabela 5, sinais corrompidos por ruídos com  $30dB$ , as técnicas apresentaram desempenhos menores, em detrimento de sinais corrompidos por ruídos com  $60dB$ , a exceção da técnica EDR, que apresentou um desempenho ligeiramente melhor para sinais corrompidos por ruído com  $30dB$ , pois a técnica EDR é mais robusta aos ruídos.

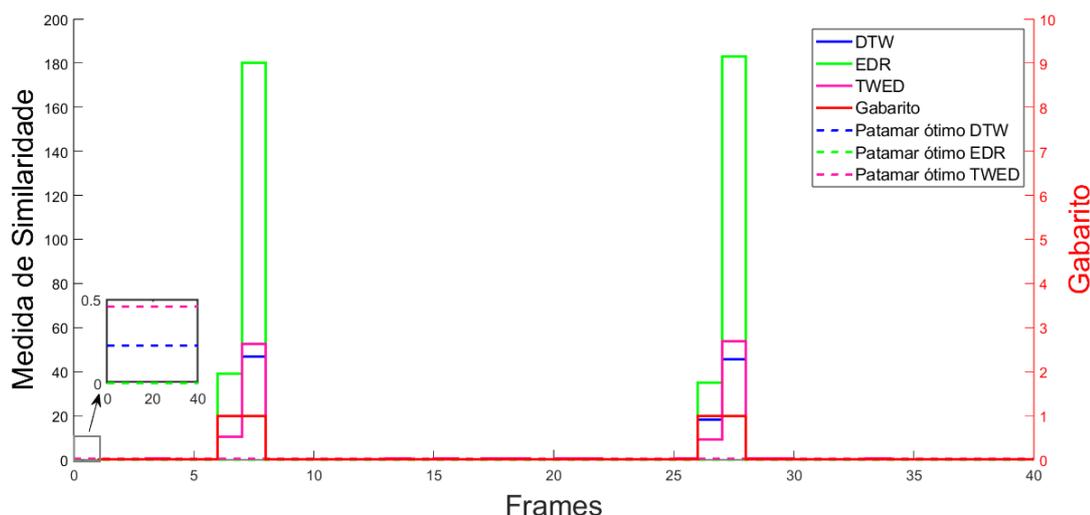
### 4.3 Caso 3 – *Sag*

A Figura 28 mostra um sinal corrompido por ruído, com  $SNR=60dB$ , contendo um distúrbio *Sag*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 6, 7, 26 e 27 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 29.



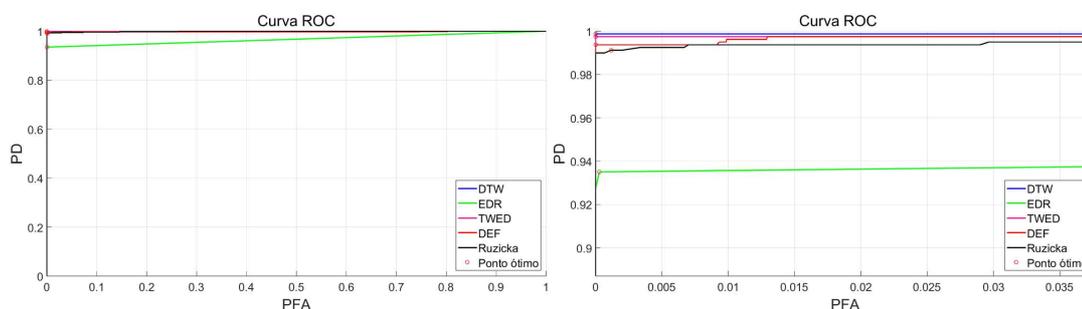
– Figura 28: Sinal com distúrbio *Sag*,  $SNR = 60dB$ .

Segundo a Figura 29, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, os valores  $DTW = 46,78$  (primeira detecção) e  $DTW = 45,71$  (segunda detecção) estão acima do valor do patamar  $DTW = 0,22$  (linha azul tracejada). Os valores  $EDR = 180,00$  (primeira detecção) e  $EDR = 183,00$  (segunda detecção) são maiores que o patamar  $EDR = 0,00$  (linha verde tracejada). Os valores  $TWED = 52,54$  (primeira detecção) e  $TWED = 53,61$  (segunda detecção) são maiores que o patamar  $TWED = 0,46$  (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero nenhuma das técnicas  $DTW$ ,  $EDR$  e  $TWED$ , detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



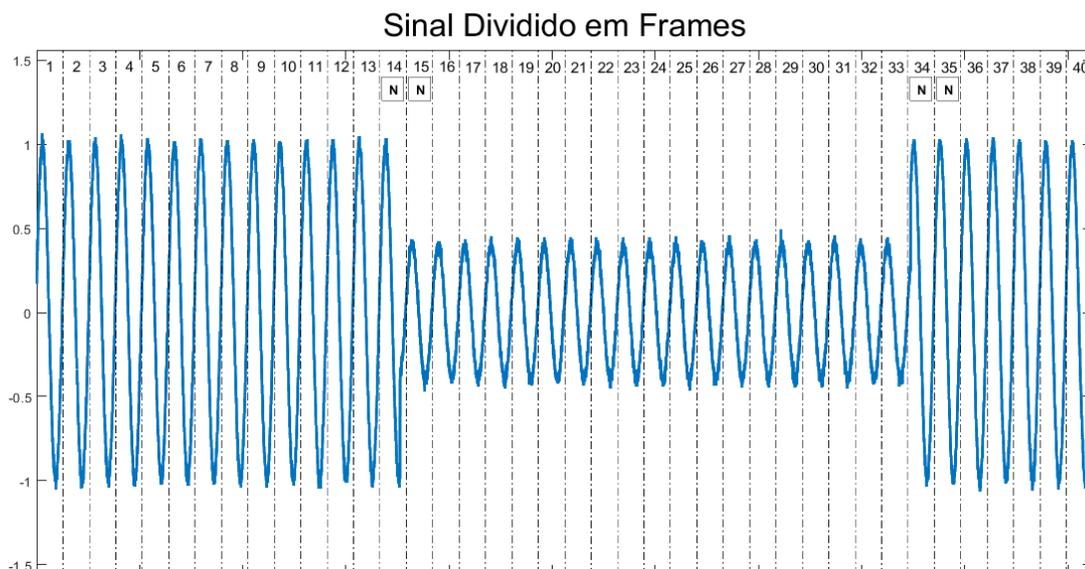
– Figura 29: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Sag*, SNR = 60dB.

A Figura 30 mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. Percebe-se que DTW e TWED apresentaram os melhores desempenhos, pois a  $P_D$  está próxima de um, e  $P_{FA}$  próxima de zero. O EDR não apresentou o desempenho satisfatório, pois há um decréscimo de aproximadamente 6% de  $P_D$  em relação às técnicas DTW e TWED. Os valores AUC encontram-se na Tabela 6, ao final desta seção.



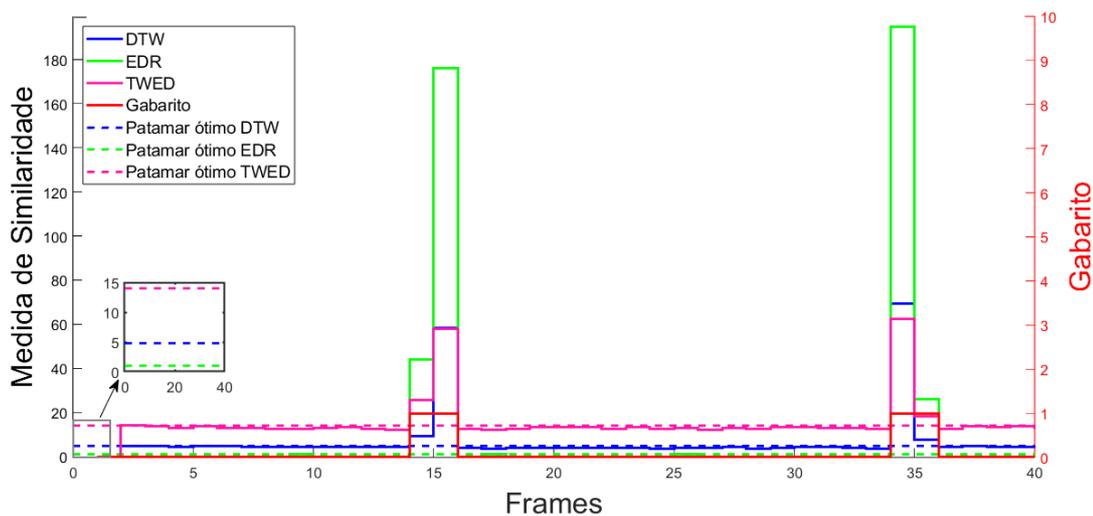
– Figura 30: Curvas ROC para *Sag*, SNR = 60dB.

A Figura 31 mostra um sinal corrompido por ruído com SNR = 30dB, contendo um distúrbio *Sag*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 14, 15, 34 e 35 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 32.



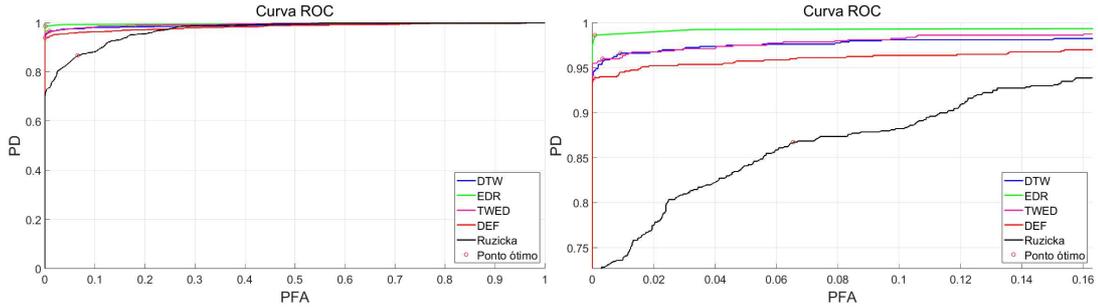
– Figura 31: Sinal com distúrbio *Sag*, SNR = 30dB.

Segundo a Figura 32, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, os valores DTW = 58,18 (primeira detecção) e DTW = 69,28 (segunda detecção) estão acima do valor do patamar DTW = 4,78 (linha azul tracejada). Os valores EDR = 176,00 (primeira detecção) e EDR = 195,00 (segunda detecção) são maiores que o patamar EDR = 1,00 (linha verde tracejada). Os valores TWED = 57,98 (primeira detecção) e TWED = 62,22 (segunda detecção) são maiores que o patamar TWED = 14,00 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 32: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Sag*, SNR = 30dB.

A Figura 33, além de mostrar os desempenhos das técnicas DTW, EDR e TWED para duzentos sinais, comparou-as com a técnica de similaridade Ruzicka e com a técnica Valor de Diferença de Energia entre os Frames. Percebe-se que EDR apresentou o melhor desempenho, pois a  $P_D$  está bem próxima de um e  $P_{FA}$  próxima de zero, em contraste com as demais técnicas, principalmente a Ruzicka que não teve o desempenho satisfatório, onde apresenta uma  $P_D$  bem abaixo de um e alta  $P_{FA}$ . O valores AUC encontram-se na Tabela 6.



– Figura 33: Curvas ROC para *Sag*, SNR = 30dB.

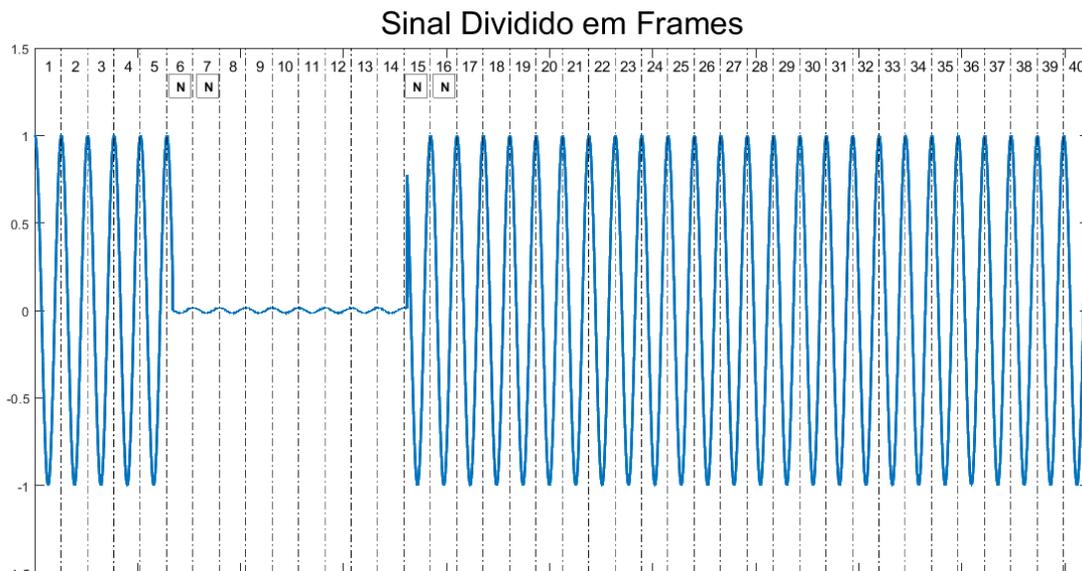
Tabela 6 – *Sag*–AUC

Distúrbio →	Sag	
	60 dB	30 dB
SNR →	AUC	AUC
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9991	0.9904
<b>EDR</b>	0.9675	0.9960
<b>TWED</b>	0.9993	0.9933
<b>DEF</b>	0.9980	0.9844
<b>Ruzicka</b>	0.9992	0.9709

Segundo a Tabela 6, sinais corrompidos por ruídos com 30dB, as técnicas apresentaram desempenhos menores, em detrimento de sinais corrompidos por ruídos com 60dB, a exceção da técnica EDR, que apresentou um desempenho melhor para sinais corrompidos por ruído com 30dB, pois a técnica EDR é mais robusta aos ruídos.

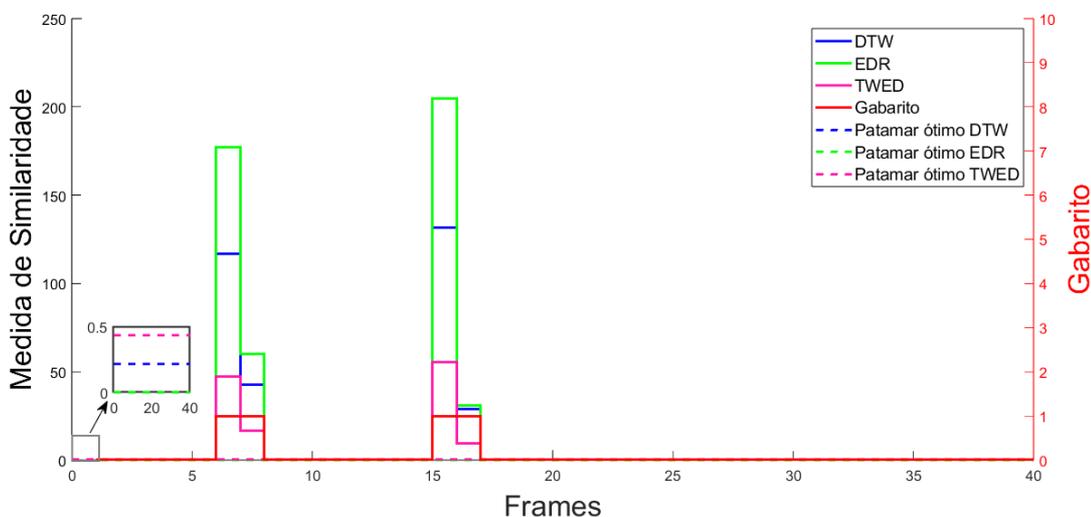
#### 4.4 Caso 4 – Interrupção

A Figura 34 mostra um sinal contendo um distúrbio Interrupção, e corrompido por um ruído com SNR = 60dB. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 6, 7, 15 e 16 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 35.



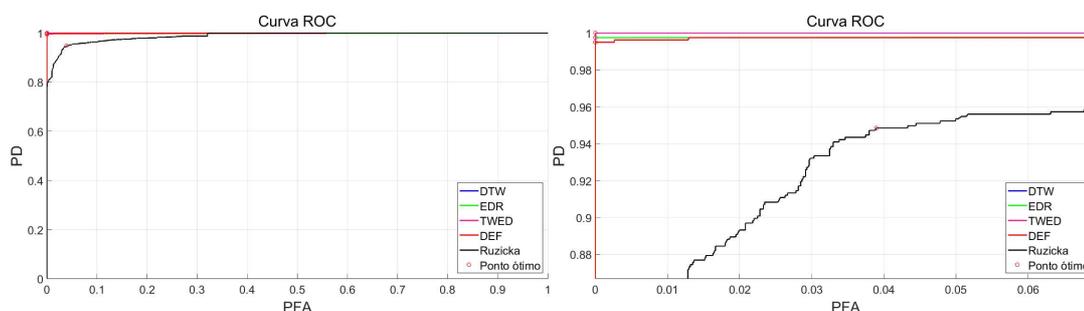
– Figura 34: Sinal com distúrbio Interrupção, SNR = 60dB.

Segundo a Figura 35, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, os valores DTW = 116,90 (primeira detecção) e DTW = 131,40 (segunda detecção) estão acima do valor do patamar DTW = 0,22 (linha azul tracejada). Os valores EDR = 177,00 (primeira detecção) e EDR = 205,00 (segunda detecção) são maiores que o patamar EDR = 0,00 (linha verde tracejada). Os valores TWED = 47,50 (primeira detecção) e TWED = 55,64 (segunda detecção) são maiores que o patamar TWED = 0,43 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED detectaram *frames* de novidade, consequentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



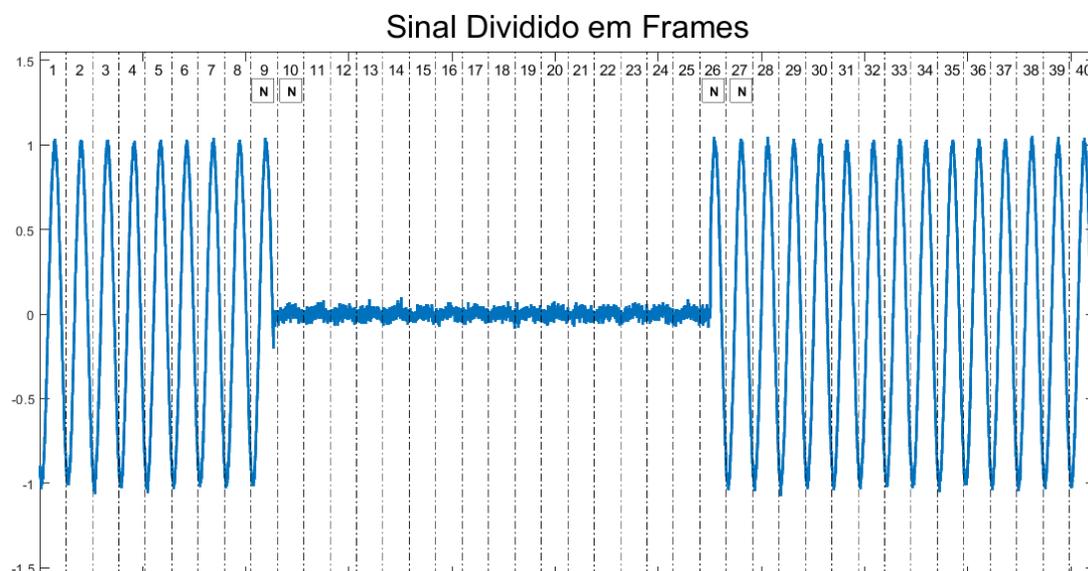
– Figura 35: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Interrupção, SNR = 60dB.

A Figura 36 mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. Percebe-se que DTW e TWED apresentaram os melhores desempenhos ( $P_D$  aproximadamente 1 e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), a Ruzicka não apresentou um desempenho satisfatório ( $P_D$  bem abaixo de um e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 7, ao final desta seção.



– Figura 36: Curvas ROC para Interrupção, SNR = 60dB.

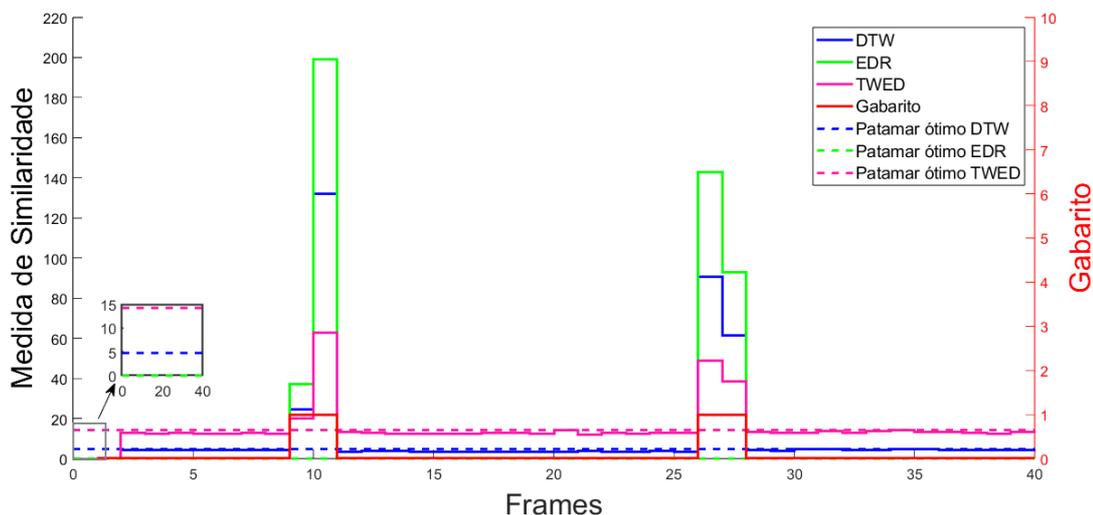
A Figura 37 mostra um sinal corrompido por ruído com SNR = 30dB, contendo um distúrbio Interrupção. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 9, 10, 26 e 27 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 38.



– Figura 37: Sinal com distúrbio Interrupção, SNR = 30dB.

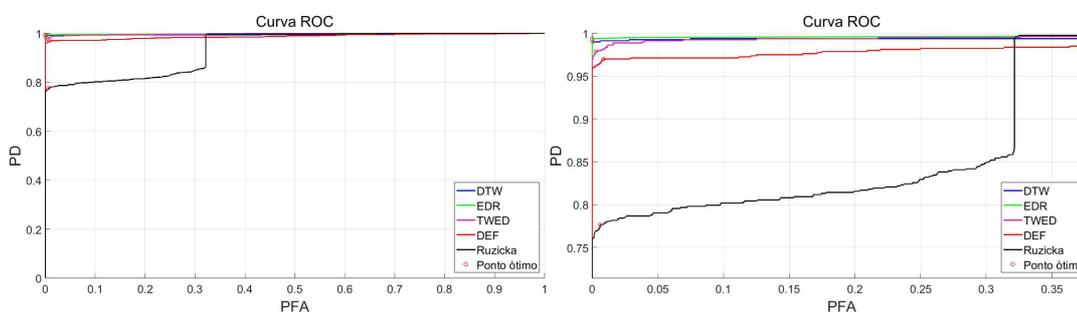
Segundo a Figura 38, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, os valores DTW = 132,20 (primeira detecção) e DTW = 90,56 (segunda detecção) estão acima do valor do patamar DTW = 4,75 (linha azul tracejada). Os valores EDR = 199,00 (primeira detecção) e EDR = 143,00 (segunda detecção) são maiores que o patamar EDR = 0,00 (linha verde tracejada). Os valores

TWED = 62,96 (primeira detecção) e TWED = 48,66 (segunda detecção) são maiores que o patamar TWED = 14,22 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 38: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Interrupção, SNR = 30dB.

A Figura 39, além de mostrar os desempenhos das técnicas DTW, EDR e TWED para duzentos sinais, comparou-as com a técnica de similaridade Ruzicka e com a técnica Valor de Diferença de Energia entre Frames. Percebe-se que EDR e TWED apresentaram os melhores desempenhos ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), em contraste com as demais técnicas, principalmente a Ruzicka que não apresentou um desempenho satisfatório (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC obtidos pelas curvas ROC encontram-se na Tabela 7.



– Figura 39: Curvas ROC para Interrupção, SNR = 30dB.

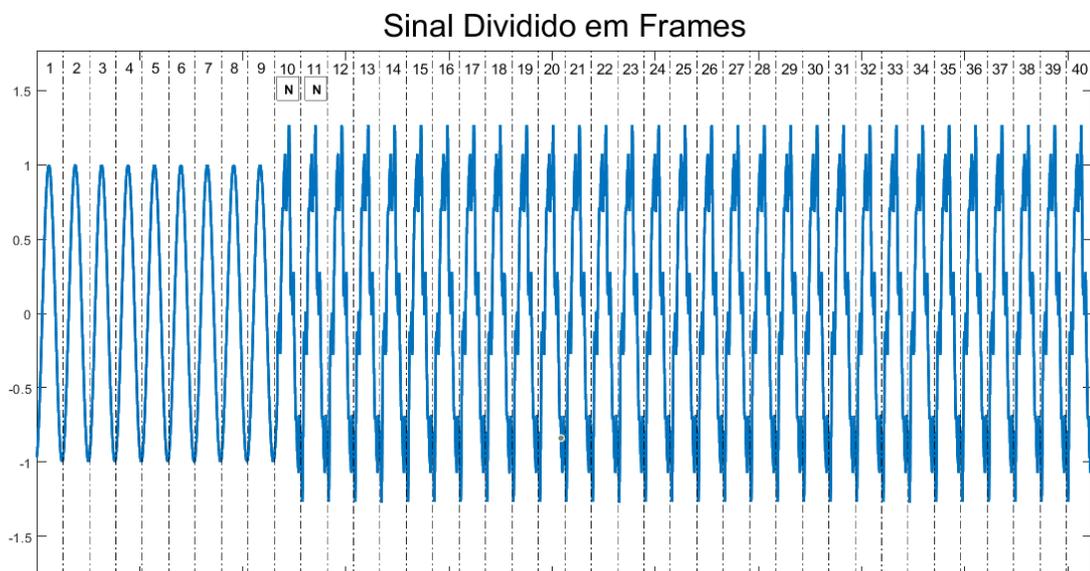
Tabela 7 – Interrupção–AUC

Distúrbio →	Interrupção	
	60 dB	30 dB
SNR →		
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9999	0.9954
<b>EDR</b>	0.9988	0.9974
<b>TWED</b>	0.9999	0.9970
<b>DEF</b>	0.9991	0.9878
<b>Ruzicka</b>	0.9883	0.9388

Segundo a Tabela 7, sinais corrompidos por ruídos com  $30dB$ , as técnicas apresentaram desempenhos menores, em detrimento de sinais corrompidos por ruídos com  $60dB$ .

#### 4.5 Caso 5 – Harmônicos Variantes no Tempo

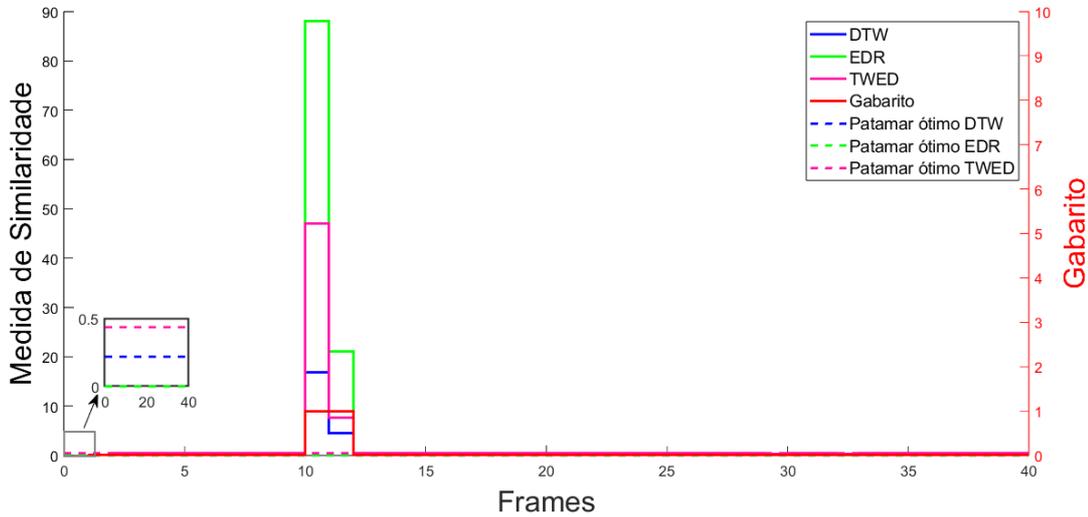
A Figura 40 mostra um sinal corrompido por ruído, com  $SNR=60dB$ , contendo um distúrbio Harmônico variante no tempo. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 10 e 11 sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 41.



– Figura 40: Sinal com distúrbio Harmônico variante no tempo,  $SNR = 60dB$ .

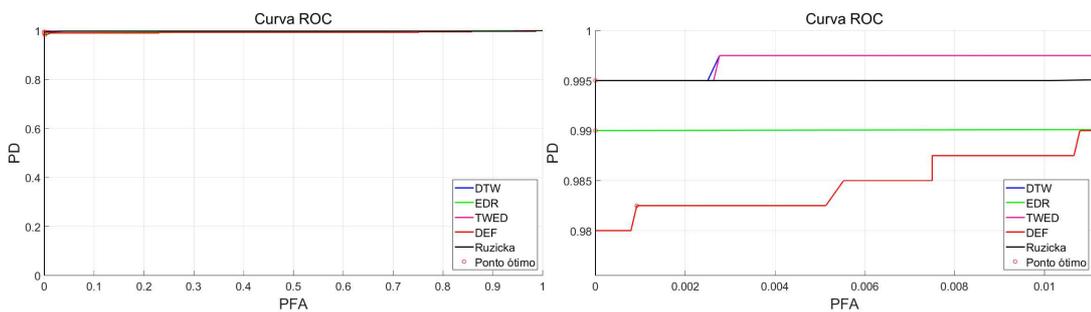
Segundo a Figura 41, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, o valor  $DTW = 16,83$  está acima do valor do patamar  $DTW = 0,22$  (linha azul tracejada). O valor  $EDR = 88,00$  é maior que o patamar  $EDR = 0,00$  (linha verde tracejada). O valor  $TWED = 47,04$  é maior que o patamar

TWED = 0,43 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED, detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



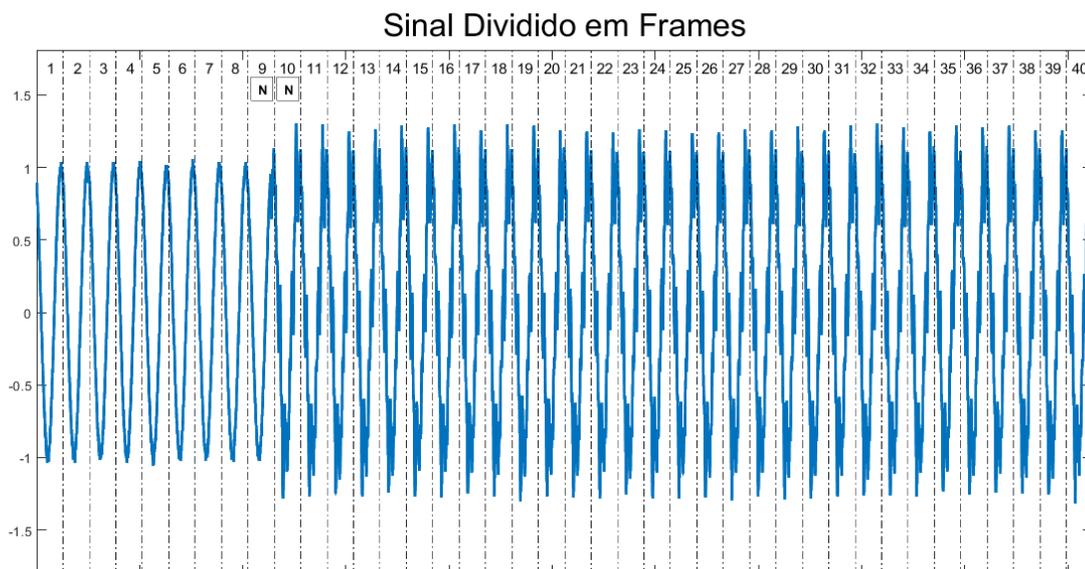
– Figura 41: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Harmônico variante no tempo, SNR = 60dB.

A Figura 42 mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. Percebe-se que DTW e TWED apresentaram os melhores desempenhos ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), ao contrário da DEF que não apresentou um desempenho bom (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 8, ao final desta seção.



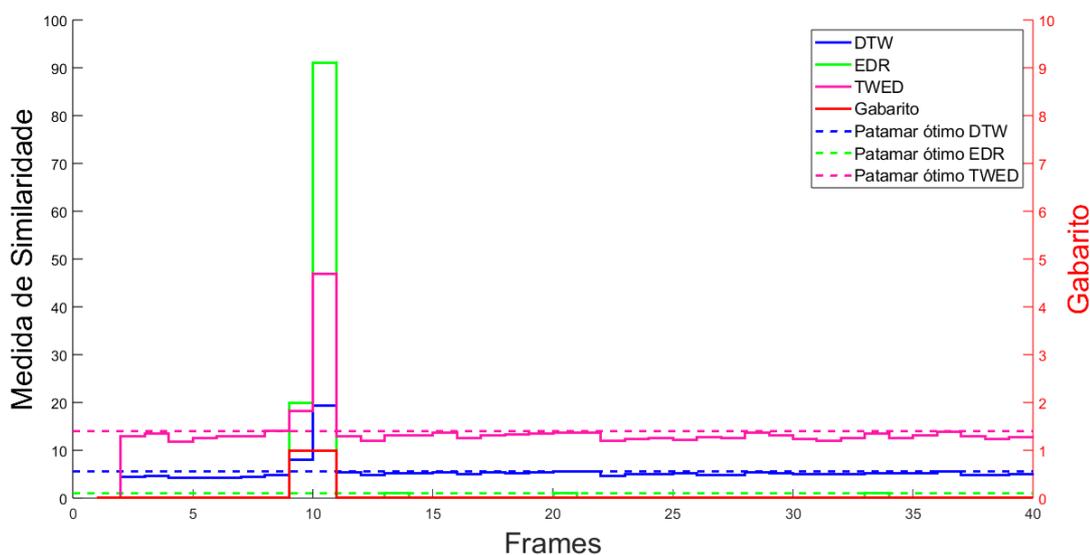
– Figura 42: Curvas ROC para Harmônico variante no tempo, SNR = 60dB.

A Figura 43 mostra um sinal corrompido por ruído com SNR = 30dB, contendo um distúrbio Harmônico variante no tempo. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 9 e 10 sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 44.



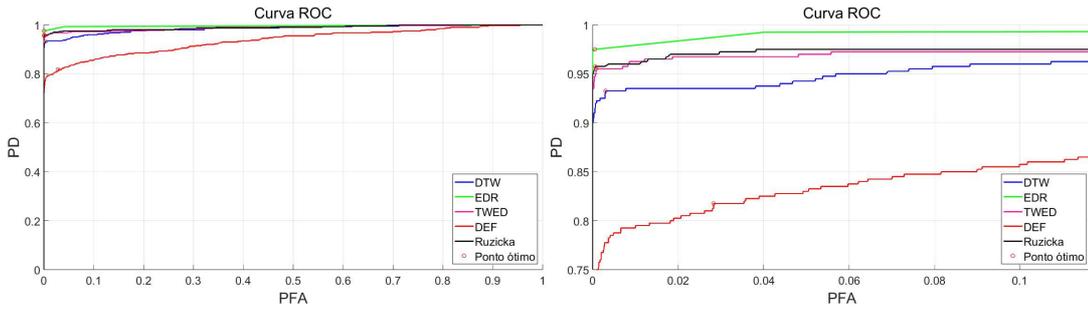
– Figura 43: Sinal com distúrbio Harmônico variante no tempo, SNR = 30dB.

Segundo a Figura 44, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, o valor DTW = 7,93 está acima do valor do patamar DTW = 5,58 (linha azul tracejada). O valor EDR = 20,00 é maior que o patamar EDR = 1,00 (linha verde tracejada). O valor TWED = 18,20 é maior que o patamar TWED = 14,01 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED, detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 44: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para Harmônico variante no tempo, SNR = 30dB.

A Figura 45, além de mostrar os desempenhos das técnicas DTW, EDR e TWED para duzentos sinais, comparou-as com a técnica de similaridade Ruzicka e com a técnica Valor de Diferença de Energia entre Frames. Percebe-se que a EDR apresentou o melhor desempenho ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), ao contrário da DEF que não apresentou um desempenho satisfatório (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 8.



– Figura 45: Curvas ROC para Harmônico variante no tempo, SNR = 30dB.

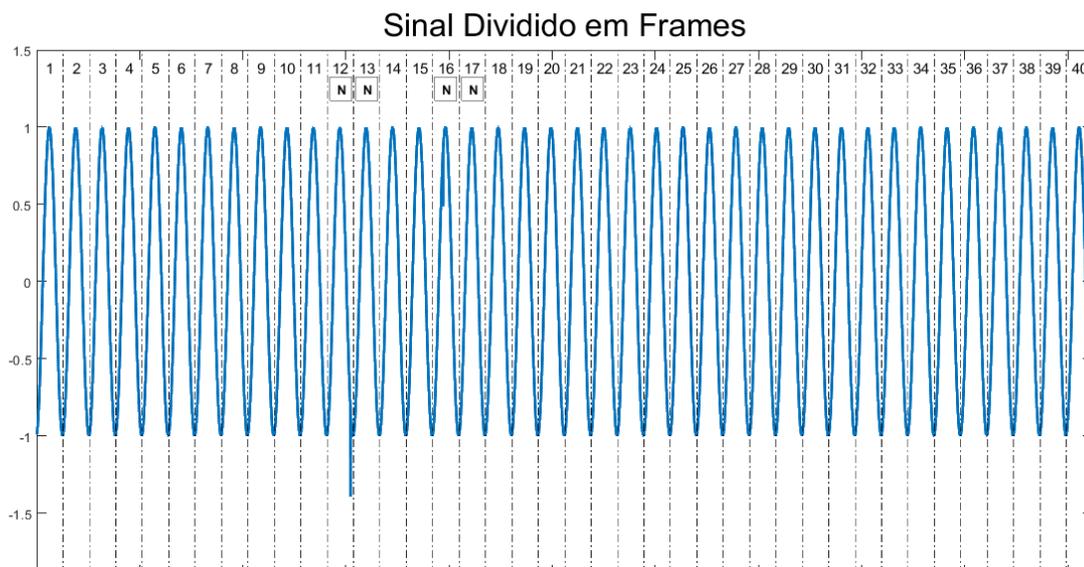
Tabela 8 – Harmônico–AUC

Distúrbio →	Harmônico	
SNR →	60 dB	30 dB
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9977	0.9850
<b>EDR</b>	0.9950	0.9958
<b>TWED</b>	0.9976	0.9884
<b>DEF</b>	0.9929	0.9362
<b>Ruzicka</b>	0.9975	0.9894

Segundo a Tabela 8, sinais corrompidos por ruídos com 30dB, as técnicas apresentaram desempenhos menores, em detrimento de sinais corrompidos por ruídos com 60dB, a exceção da técnica EDR, que apresentou um desempenho ligeiramente melhor para sinais corrompidos por ruído com 30dB.

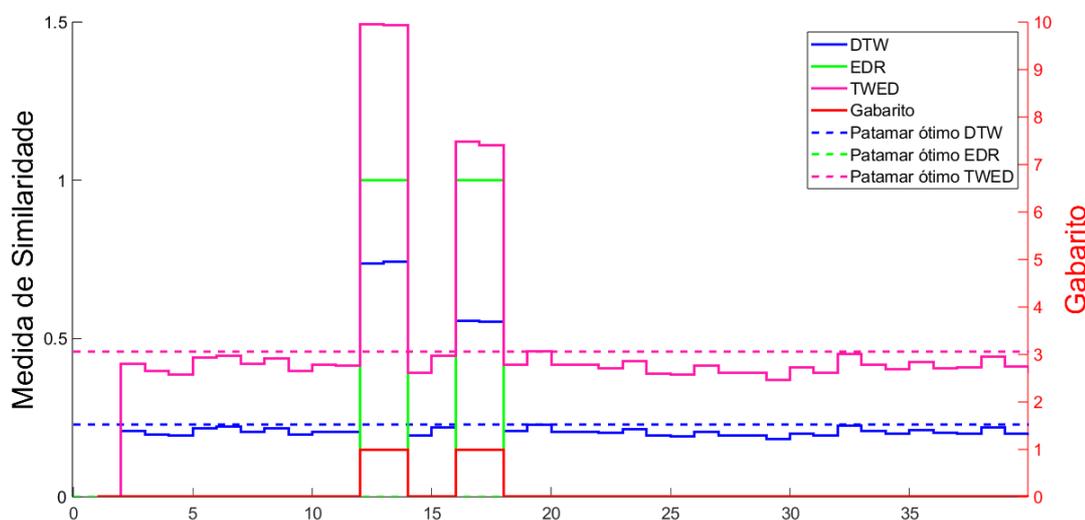
#### 4.6 Caso 6 – Spikes

A Figura 46 mostra um sinal corrompido por ruído com SNR = 60dB, contendo um distúrbio *Spikes*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 12, 13, 16 e 17 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 47.



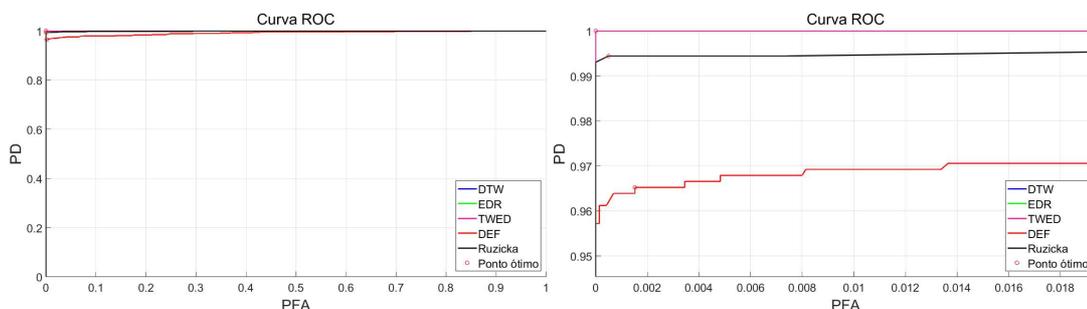
– Figura 46: Sinal com distúrbios *Spikes*, SNR = 60dB.

Segundo a Figura 47, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, os valores DTW = 0,22 (primeira detecção) e DTW = 0,56 (segunda detecção) estão acima do valor do patamar DTW = 0,22 (linha azul tracejada). Os valores EDR = 1,00 (primeira detecção) e EDR = 1,00 (segunda detecção) são maiores que o patamar EDR = 0,00 (linha verde tracejada). Os valores TWED = 1,49 (primeira detecção) e TWED = 1,12 (segunda detecção) são maiores que o patamar TWED = 0,46 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



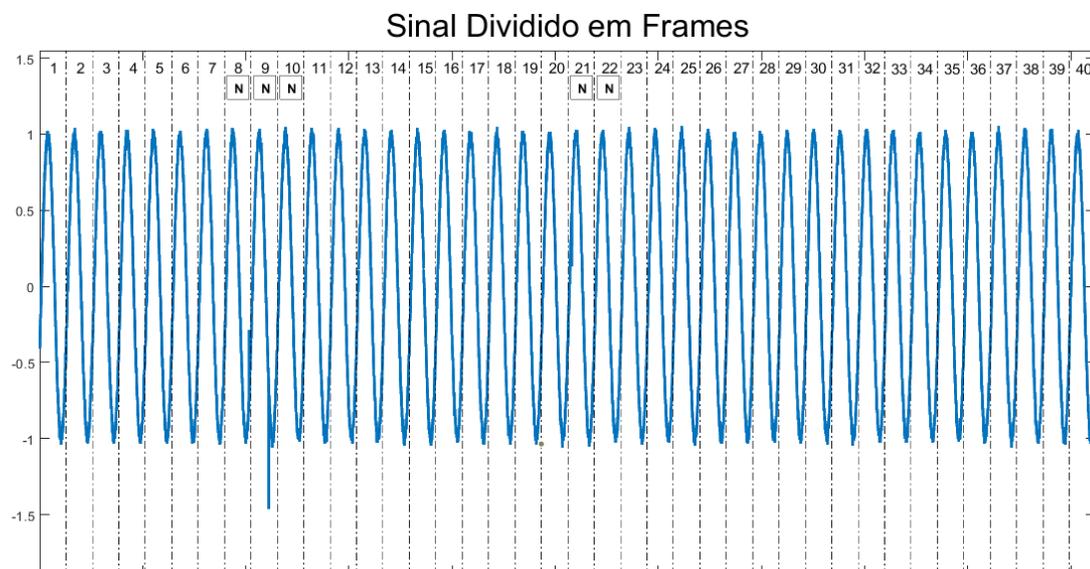
– Figura 47: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Spikes*, SNR = 60dB.

A Figura 48 mostra as curvas ROC para todas as técnicas testadas. Percebe-se que DTW, TWED e EDR apresentaram os melhores desempenhos ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), ao contrário da DEF que não apresentou um desempenho satisfatório (decréscimo de aproximadamente 3,5%  $P_D$  das técnicas DTW, TWED e EDR). Os valores AUC encontram-se na Tabela 9, ao final desta seção.



– Figura 48: Curvas ROC para *Spikes*, SNR = 60dB.

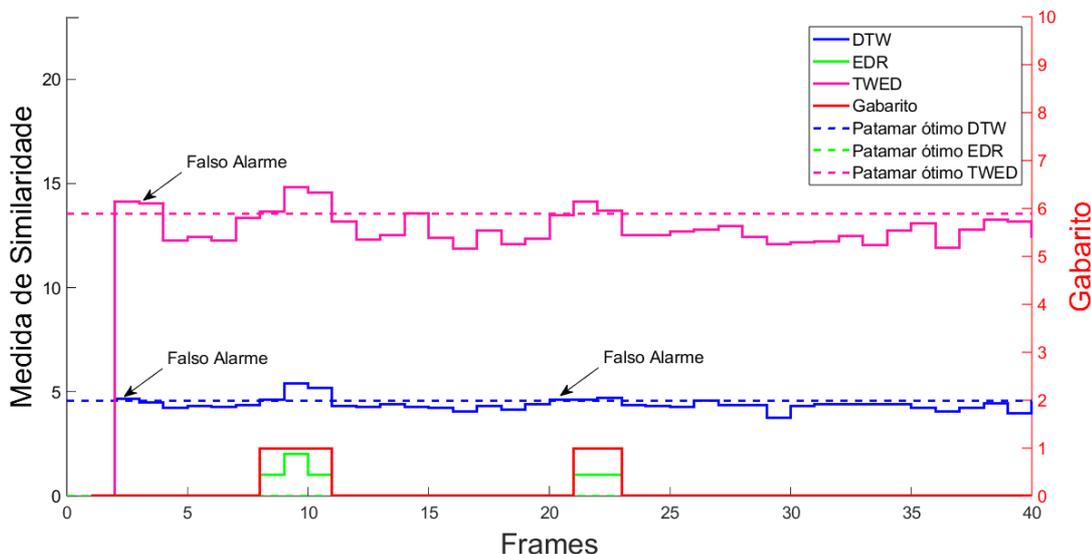
A Figura 49 mostra um sinal corrompido por ruído com SNR = 30dB, contendo um distúrbio *Spikes*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes nos ciclos 8, 9, 10, 21 e 22 do sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 50.



– Figura 49: Sinal com distúrbios *Spikes*, SNR = 30dB.

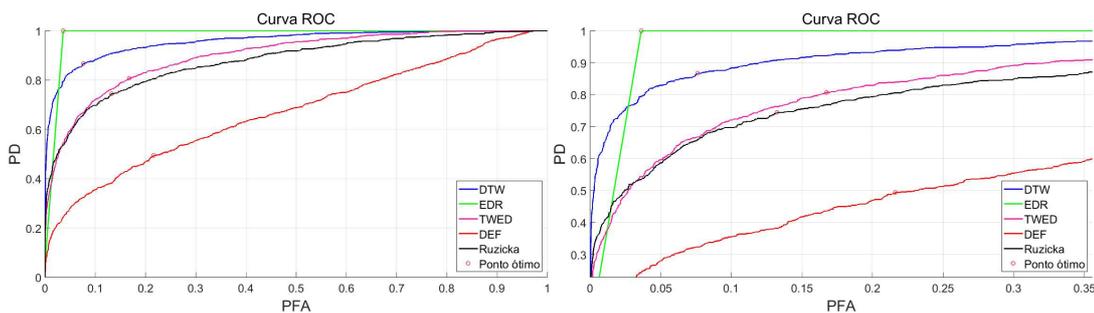
Segundo a Figura 50, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, a técnica EDR está detectando novidades, pois seu valor está acima do patamar, já as técnicas DTW e TWED, apresentam falsos alarmes, pois há valores DTW ou TWED acima dos respectivos patamares, quando o gabarito é igual a zero. Quando o gabarito é igual a um, os valores DTW = 4,61 (primeira detecção) e DTW = 4,64 (segunda detecção) estão acima do valor do patamar DTW = 4,57 (linha azul tracejada). Os valores EDR = 1,00 (primeira

detecção) e  $EDR = 1,00$  (segunda detecção) são maiores que o patamar  $EDR = 0,00$  (linha verde tracejada). Os valores  $TWED = 13,64$  (primeira detecção) e  $TWED = 14,11$  (segunda detecção) são maiores que o patamar  $TWED = 13,55$  (linha amarela tracejada).



– Figura 50: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Spikes*,  $SNR = 30dB$ .

A Figura 51 apresenta as curvas ROC para todas as técnicas testadas. Percebe-se que a EDR apresentou o melhor desempenho ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero) entre as todas as técnicas utilizadas. O desempenho das técnicas TWED, Ruzicka e DEF são considerados ruins, principalmente o da técnica DEF (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 9.



– Figura 51: Curvas ROC para *Spikes*,  $SNR = 30dB$ .

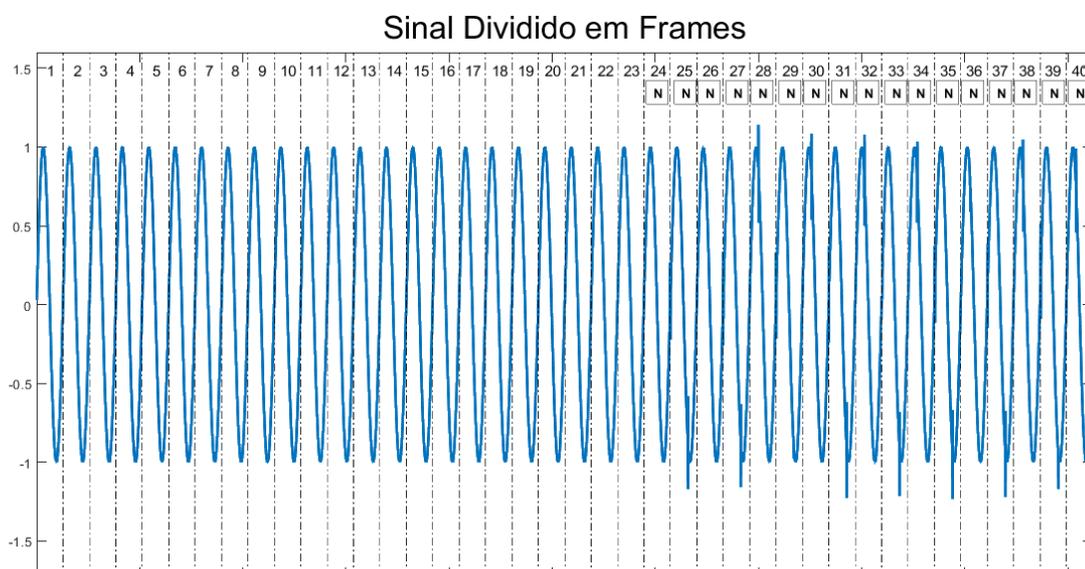
Tabela 9 – Spikes–AUC

Distúrbio →	Spikes	
SNR →	60 dB	30 dB
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9999	0.9572
<b>EDR</b>	0.9999	0.9819
<b>TWED</b>	0.9999	0.8987
<b>DEF</b>	0.9923	0.6717
<b>Ruzicka</b>	0.9994	0.8769

Segundo a Tabela 9, sinais corrompidos por ruídos com  $30dB$ , as técnicas apresentaram desempenhos menores, em detrimento de sinais corrompidos por ruídos com  $60dB$ .

#### 4.7 Caso 7 – Notches

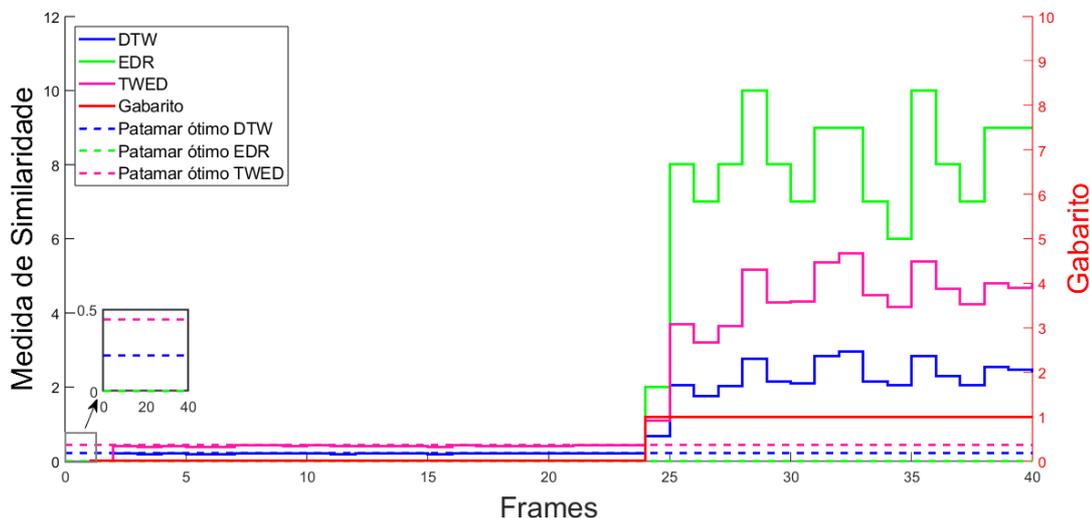
A Figura 52 mostra um sinal corrompido por ruído, com  $SNR=60dB$ , contendo um distúrbio *Notches*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes entre os ciclos 24 e 40 sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 53.



– Figura 52: Sinal com distúrbios *Notches*,  $SNR = 60dB$ .

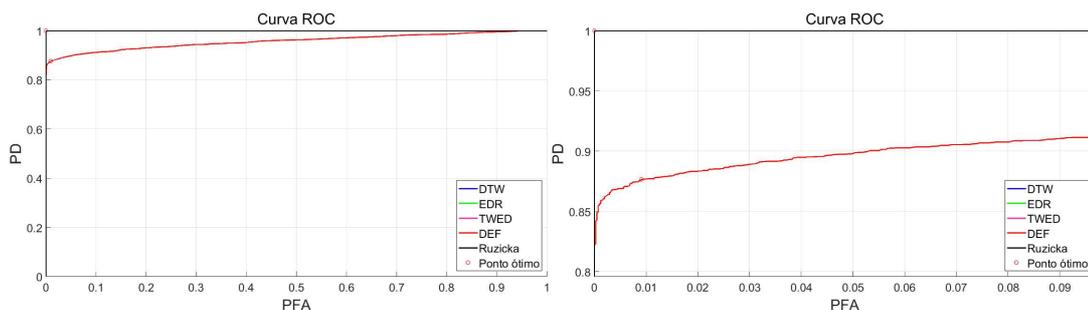
Segundo a Figura 53, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, o valor  $DTW = 0,67$  está acima do valor do patamar  $DTW = 0,22$  (linha azul tracejada). O valor  $EDR = 2,00$  é maior que o patamar  $EDR = 0,00$  (linha verde tracejada). O valor  $TWED 1,08$  é maior que o patamar

TWED = 0,44 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



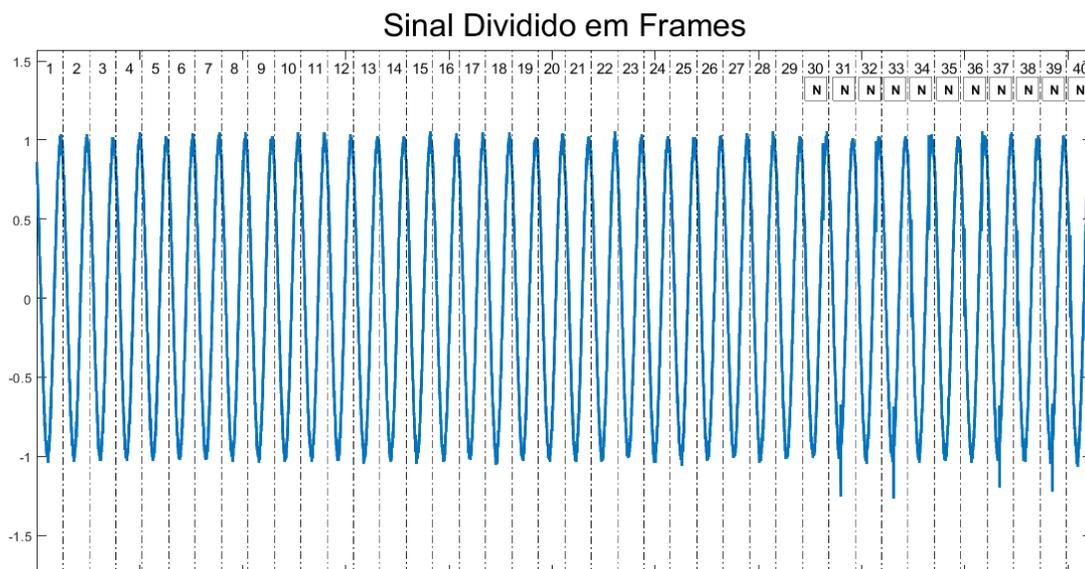
– Figura 53: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Notches*, SNR = 60dB.

A Figura 54 mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. Percebe-se que todas as técnicas apresentaram bons desempenho ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), exceto a DEF (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 10, ao final desta seção.



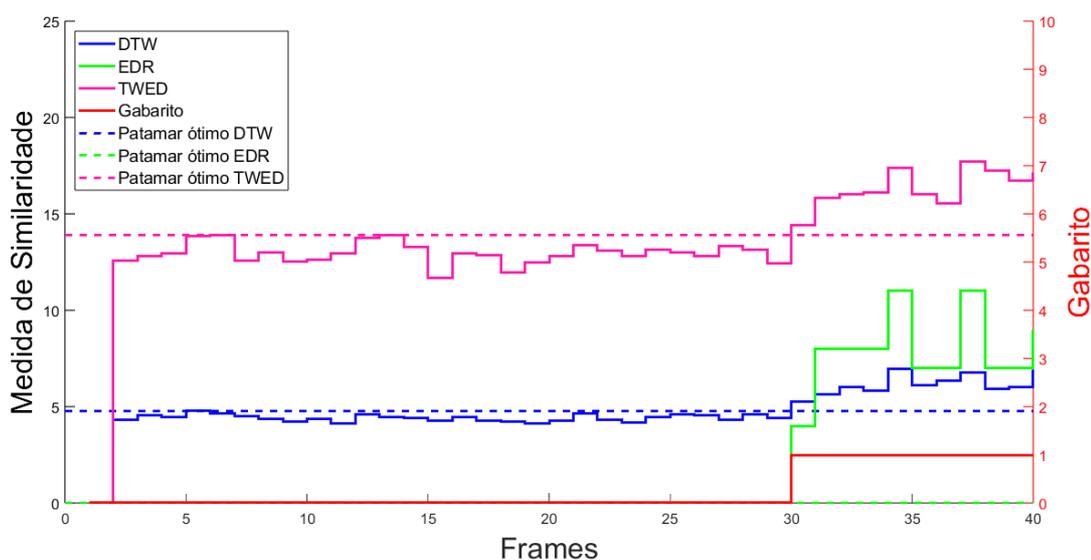
– Figura 54: Curvas ROC para *Notches*, SNR = 60dB.

A Figura 55 mostra um sinal corrompido por ruído com SNR = 30dB, contendo um distúrbio *Notches*. Os *frames* de novidade, representados pelos símbolos  $\boxed{N}$ , estão presentes entre os ciclos 30 e 40 sinal. As curvas de respostas das técnicas de similaridade dinâmica estão presentes na Figura 56.



– Figura 55: Sinal com distúrbios *Notches*, SNR = 30dB.

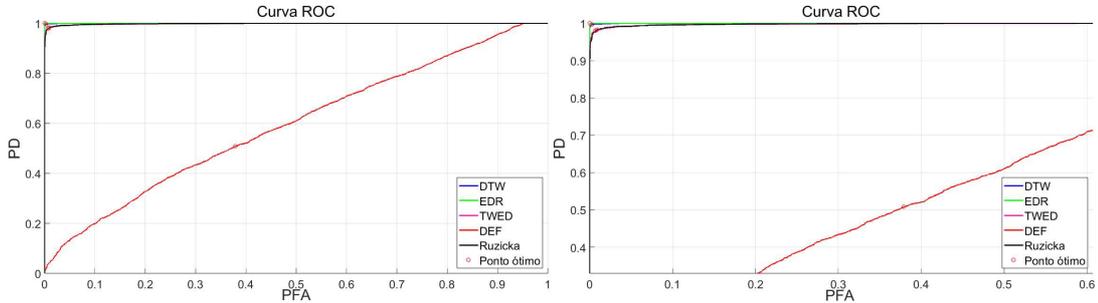
Segundo a Figura 56, percebe-se que quando o gabarito é igual a um, as técnicas de similaridade dinâmica estão detectando novidades, pois seus valores estão acima dos patamares. Quando o gabarito é igual a um, o valor DTW = 5,25 está acima do valor do patamar DTW = 4,77 (linha azul tracejada). O valor EDR = 4,00 é maior que o patamar EDR = 0,00 (linha verde tracejada). O valor TWED = 14,39 é maior que o patamar TWED = 13,90 (linha amarela tracejada). Quando o gabarito é igual a zero, nenhuma das técnicas DTW, EDR e TWED, detectaram *frames* de novidade, conseqüentemente não há falsos alarmes para as respectivas técnicas de similaridade dinâmica adotadas, mostrado que elas tiveram um desempenho ideal.



– Figura 56: Curvas de respostas DTW, EDR e TWED para *Notches*, SNR = 30dB.

A Figura 57 mostra as curvas ROC para todas as técnicas utilizadas. O EDR

apresentou o melhor desempenho ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), em contraste com a DEF que não apresentou um desempenho satisfatório (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 10.



– Figura 57: Curvas ROC para *Notches*, SNR = 30dB.

Tabela 10 – Notches–AUC

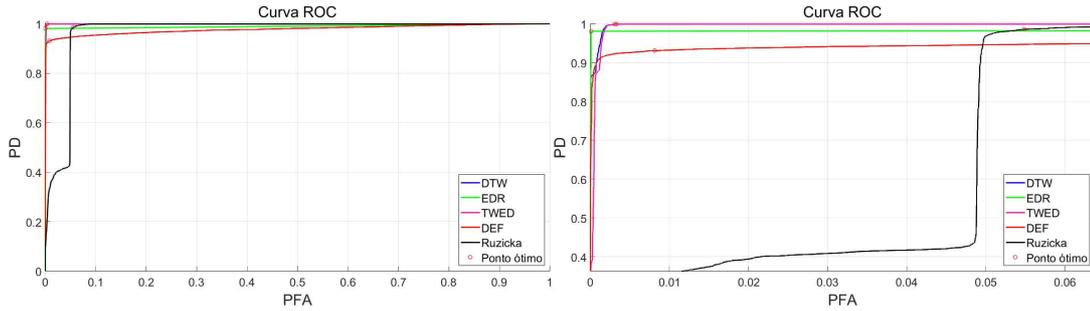
Distúrbio →	Notches	
SNR →	60 dB	30 dB
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9999	0.9999
<b>EDR</b>	0.9999	0.9999
<b>TWED</b>	0.9999	0.9984
<b>DEF</b>	0.9580	0.5954
<b>Ruzicka</b>	0.9999	0.9985

Segundo a Tabela 10, as técnicas DTW, EDR apresentaram os mesmo desempenho, independentemente dos sinais estarem corrompido por ruídos com  $60dB$  ou com  $30dB$ . As técnicas TWED, DEF e principalmente a DEF, apresentaram desempenhos inferiores para sinais corrompidos por ruídos com  $30dB$ , em detrimentos dos sinais corrompidos por ruídos com  $60dB$ .

#### 4.8 Caso 8 – Todos Distúrbios

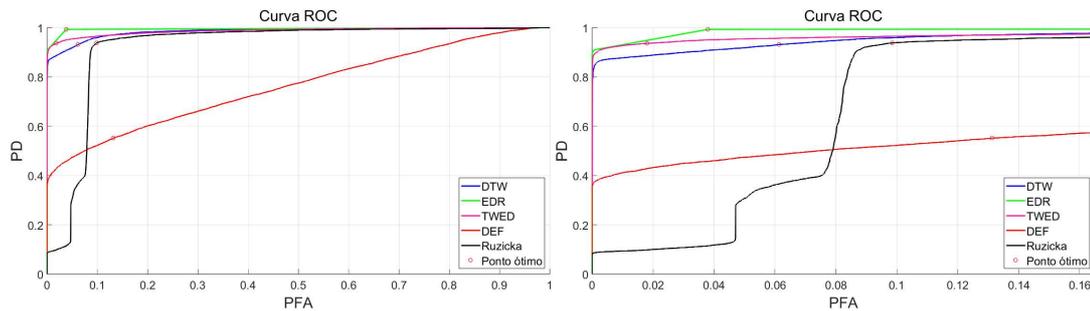
Esta seção apresenta os resultados para um conjunto de sinais que contém todos os tipos de distúrbios testados, de maneira isolada, anteriormente.

A Figura 58 mostra os desempenhos das técnicas DTW, EDR e TWED para duzentos sinais com SNR =  $60dB$ , e as compara com a técnica de similaridade Ruzicka e com a técnica Valor de Diferença de Energia entre Frames. Percebe-se que o DTW e TWED apresentaram os melhores desempenhos ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), ao contrário da Ruzicka que não apresentou um desempenho satisfatório (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 11, ao final desta seção.



– Figura 58: Curvas ROC para todos os distúrbios, SNR = 60dB.

A Figura 59, mostra os desempenhos das técnicas DTW, EDR e TWED para duzentos sinais com SNR = 30dB, e as compara também com a técnica de similaridade Ruzicka e com a técnica Valor de Diferença de Energia entre Frames. EDR e TWED apresentaram os melhores desempenhos ( $P_D$  aproximadamente um e  $P_{FA}$  aproximadamente zero), em contraste com as demais técnicas adotadas, principalmente a DEF e a Ruzicka que não apresentaram desempenhos bons (baixa  $P_D$  e alta  $P_{FA}$ ). Os valores AUC encontram-se na Tabela 11.



– Figura 59: Curvas ROC para todos os distúrbios, SNR = 30dB.

Tabela 11 – Todos os distúrbios–AUC

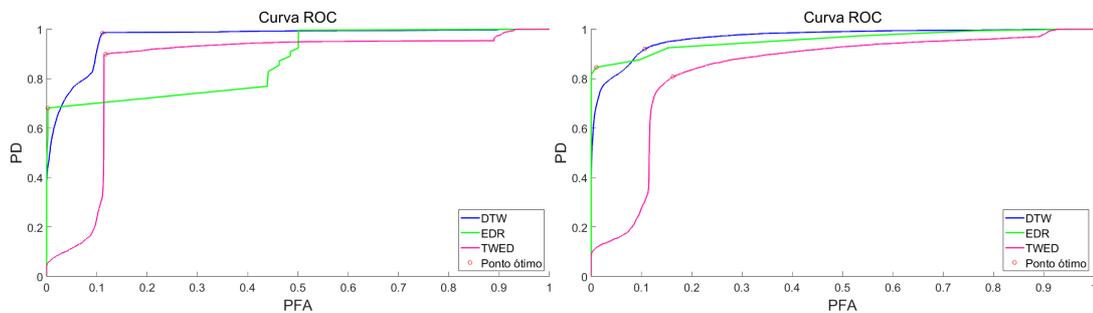
Distúrbio →	Todos os distúrbios	
	SNR → 60 dB	30 dB
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9994	0.9855
<b>EDR</b>	0.9905	0.9948
<b>TWED</b>	0.9993	0.9872
<b>DEF</b>	0.9786	0.7627
<b>Ruzicka</b>	0.9684	0.9222

Segundo a Tabela 11, sinais corrompidos por ruídos com 30dB, as técnicas apresentaram desempenhos menores, em detrimento de sinais corrompidos por ruídos com 60dB, a exceção da técnica EDR que apresentou um desempenho melhor para sinais corrompidos

por ruído com  $30dB$ , pois a respectiva técnica é mais robusta aos ruídos, conseqüentemente, apresenta menos falsos alarmes durante a detecção de novidades.

#### 4.9 Caso 9 – Amostragem Assíncrona

As técnicas de similaridade dinâmica foram testadas também considerando amostragem assíncrona, pois na prática, nem sempre a amostragem é síncrona. Neste teste, foi utilizado o conjunto de sinais contendo todos os distúrbios. No caso de amostragem assíncrona, a frequência de amostragem permaneceu a mesma, alterando apenas a frequência do sinal. Foi considerado um caso com sinais de frequência igual a 59 Hz (Figura 60) e um com sinais de frequência igual a 61Hz (Figura 61). Os valores AUC para o sinal com frequência 59Hz encontram-se na Tabela 12, e para o sinal com frequência 61Hz encontram-se na Tabela 13.

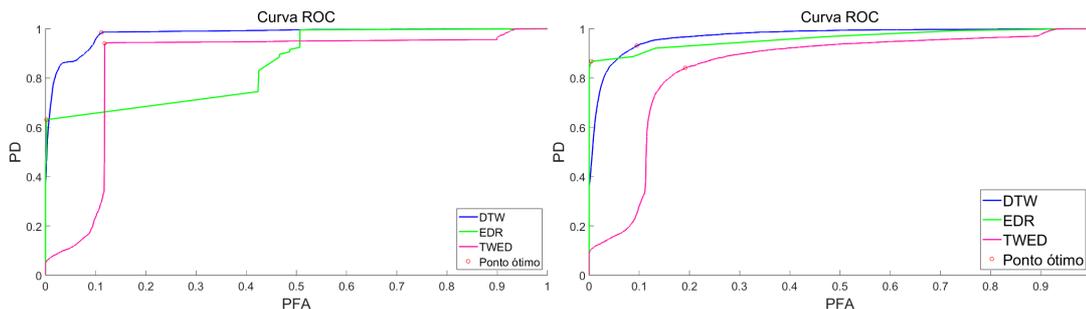


– Figura 60: Curvas ROC para  $SNR = 60dB$  (esquerda) e  $SNR = 30dB$  (direita).

Tabela 12 – Todos os distúrbios para sinal 59Hz–AUC

Distúrbio →	Todos os distúrbios		
	SNR →	60 dB	30 dB
<b>DTW</b>		0.9657	0.9666
<b>EDR</b>		0.8700	0.9568
<b>TWED</b>		0.8555	0.8357

Segundo a Figura 60 e a Tabela 12, independentemente do valor do SNR, a técnica DTW foi a que apresentou o melhor desempenho, pois a respectiva técnica apresentou alta probabilidade de detecção e baixa probabilidade de falso alarme, contrariando as técnicas EDR e TWED, que apresentaram baixa probabilidade de detecção e alta probabilidade de falso alarme.



– Figura 61: Curvas ROC para  $SNR = 60dB$  (esquerda) e  $SNR = 30dB$  (direita).

Tabela 13 – Todos os distúrbios para sinal 61Hz–AUC

Distúrbio →	Todos os distúrbios	
SNR →	60 dB	30 dB
Técnicas ↓	AUC	AUC
<b>DTW</b>	0.9792	0.9711
<b>EDR</b>	0.8567	0.9601
<b>TWED</b>	0.8598	0.8414

Segundo a Figura 61 e a Tabela 13, independentemente do valor do SNR, a técnica DTW também foi a que apresentou o melhor desempenho, pois a respectiva técnica apresentou alta probabilidade de detecção e baixa probabilidade de falso alarme, em contraste com as técnicas EDR e TWED, que apresentaram baixa probabilidade de detecção e alta probabilidade de falso alarme.

#### 4.10 CONCLUSÕES PARCIAIS

Segundo os resultados obtidos em simulações para amostragem síncrona, pode-se concluir que as técnicas de similaridade dinâmica DTW, EDR e TWED são ferramentas matemáticas muito boas para detecção de novidades em sinais elétricos. Percebe-se que as técnicas DTW e TWED obtiveram excelentes desempenhos para sinais com  $SNR = 60dB$ , e a técnica EDR apresentou bom desempenho para sinais com  $SNR = 30dB$ . Para amostragem assíncrona, apenas a técnica DTW apresentou o melhor desempenho, independentemente do valor SNR.

Para fins de simplificação, ao construir um *hardware* detector de novidade menos complexo, e aplicá-lo em sinais elétricos de potência, sem se preocupar com a relação sinal ruído (SNR) e também sem se preocupar com a amostragem, síncrona ou assíncrona, pode-se adotar apenas a técnica DTW. Pois para amostragem síncrona, a técnica DTW teve praticamente o mesmo desempenho da técnica TWED para sinais com  $SNR = 60dB$ , e a diferença da técnica DTW em relação à técnica EDR para sinais com  $SNR = 30dB$  é mínima. A Tabela 14 mostra os resultados obtidos para amostragem síncrona de todas

as técnicas de similaridade, todos os distúrbios e no caso do sinal contendo todos os distúrbios ao mesmo tempo (todos os casos). A Tabela 15 mostra os resultados obtidos para amostragem assíncrona das técnicas DTW, EDR e TWED, apenas para o caso do sinal contendo todos os distúrbios elétricos (todos os casos).

Tabela 14 – Área abaixo da curva (AUC) para amostragem síncrona

Métricas →	DTW		EDR		TWED		DEF		Ruzicka	
	60 dB	30 dB	60 dB	30 dB						
<b>SNR →</b>	AUC	AUC								
<b>Distúrbios ↓</b>	AUC	AUC								
Transitórios	0.9999	0.9782	0.9427	0.9650	0.9999	0.9926	0.9933	0.9189	0.9999	0.9932
Swell	0.9992	0.9868	0.9844	0.9927	0.9992	0.9901	0.9989	0.9800	0.9990	0.9755
Sag	0.9991	0.9904	0.9675	0.9960	0.9993	0.9933	0.9980	0.9844	0.9992	0.9709
Spikes	0.9999	0.9572	0.9999	0.9819	0.9999	0.8987	0.9923	0.6717	0.9994	0.8769
Notches	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9984	0.9580	0.5954	0.9999	0.9985
Interrupção	0.9999	0.9954	0.9988	0.9974	0.9999	0.9970	0.9991	0.9878	0.9883	0.9388
Harmônicos	0.9976	0.9850	0.9950	0.9958	0.9977	0.9884	0.9929	0.9362	0.9975	0.9894
Todos os distúrbios	0.9993	0.9855	0.9905	0.9948	0.9994	0.9872	0.9786	0.7627	0.9684	0.9222

Tabela 15 – Área abaixo da curva (AUC) para amostragem assíncrona

Métricas →	DTW		EDR		TWED	
	60 dB	30 dB	60 dB	30 dB	60 dB	30 dB
<b>SNR →</b>	AUC	AUC	AUC	AUC	AUC	AUC
<b>Frequência do sinal ↓</b>	AUC	AUC	AUC	AUC	AUC	AUC
59Hz	0.9657	0.9666	0.8700	0.9568	0.8555	0.8357
61Hz	0.9792	0.9711	0.8567	0.9601	0.8598	0.8414

## 5 CONCLUSÃO

O presente trabalho apresentou um detector de novidade aplicado a sinais de Qualidade de Energia Elétrica (QEE), baseado nas técnicas de similaridade dinâmica, DTW, EDR e TWED. Comparou-se os desempenhos dessas técnicas para vários distúrbios de QEE: Transitório oscilatório, *Swell*, *Sag*, Interrupção, Harmônico variante no tempo, *Notches* e *Spikes*, para amostragem síncrona. Para a amostragem assíncrona, apenas para o sinal contendo todos os distúrbios citados. Dois valores de SNR foram utilizados: um com  $60dB$  ou um com  $30dB$ , em sinais de tensão (ou de corrente).

Os testes para amostragem síncrona foram realizados para conjuntos de sinais contendo todos os distúrbios isoladamente e para um conjunto de sinais contendo todos os distúrbios. Para amostragem assíncrona, realizou apenas para o caso o conjunto de sinais contendo todos os distúrbios. A frequência de amostragem é  $15,36$  kHz, obtendo 256 amostras para cada ciclo (*frame*). O tamanho do *frame* pode ser diferente de um ciclo, porém, foram testados *frames* com um ciclo e com 4 ciclos do componente fundamental e os resultados utilizando um ciclo foram superiores.

Em relação ao custo computacional, as técnicas de similaridade dinâmica apresentam custo computacional quadrático  $O(n^2)$ , como pode ser visto na Tabela 3. Custo computacional mais simples em relação a outras técnicas de detecção de novidades, como as técnicas *S-transform* e *Surrogates*, que apresentam elevado custo computacional, que também pode ser revisto na Tabela 1.

Analisando os resultados para amostragem síncrona, é possível notar que as técnicas DTW e TWED tiveram bons desempenho para todos os distúrbios com  $SNR = 60dB$ . Para  $SNR = 30dB$ , a técnica EDR apresentou o melhor desempenho em praticamente todos os distúrbios, mas a DTW também mostrou resultados muitos satisfatórios para sinais com  $SNR = 30dB$ . Para amostragem assíncrona a técnica DTW apresentou o melhor desempenho, independentemente do valor SNR. Consequentemente, pode-se utilizar apenas a técnica DTW para detecção de novidade, sem se preocupar com a relação sinal ruído, e sem se preocupar também com a amostragem, síncrona ou assíncrona. Portanto, ateste-se a aplicabilidade das técnicas de similaridade dinâmica, principalmente a DTW, nas aplicações de detecção de novidades, presentes em Sistemas Elétricos de Potência (SEP).

### 5.1 ARTIGOS PUBLICADOS

Paulo Victor Lopes Pires, Fabrício Carneiro Travassos, Eder Barboza Kapisch, Leandro Rodrigues Manso Silva, Carlos Augusto Duque, and Paulo Fernando Ribeiro. Novelty detection based on dynamic time warping similarity metric applied to power quality signals. In *2022 20th International Conference on Harmonics & Quality of Power (ICHQP)*, pages 1–6. IEEE, 2022.

**Resumo** - Este artigo apresenta a aplicação de uma métrica de similaridade *Dynamic Time Warping* (DTW) para detecção de perturbações elétricas aplicadas em Qualidade de Energia Elétrica (QEE). O DTW é uma ferramenta matemática utilizada para comparar dois vetores, gerando uma medida de similaridade entre eles. A detecção de perturbações é efetuada comparando-se um vector de referência (*frame*) com o *frame* em análise. Se a distância entre os dois *frames* exceder um valor de limiar, detecta-se uma perturbação. Para avaliar o desempenho da aplicação proposta, a probabilidade de detecção e a probabilidade de falso alarme são avaliadas com diferentes valores de limiares, utilizando a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Os testes são realizados utilizando o ambiente Matlab® e o desempenho da aplicação é comparado com outra técnica de detecção de distúrbios baseada em similaridade presente na literatura.

Paulo Victor Lopes Pires, Eder Barboza Kapisch, Leandro Rodrigues Manso Silva, Carlos Augusto Duque, e Paulo Fernando Ribeiro. Detecção de Novidades Baseada nas Métricas de Similaridades Dinâmicas: DTW, EDR e TWED, Aplicadas em Sinais de Qualidade de Energia. Em *2022 XXIV Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*. CBA, 2022.

**Resumo** - O presente artigo apresenta a utilização de três métricas de similaridade dinâmicas: *Dynamic Time Warping* (DTW), *Edit Distance on Real signal* (EDR) e, *Time Warp Edit Distance* (TWED) para detecção de distúrbios (novidades) em sinais de Qualidade de Energia Elétrica (QEE). DTW, EDR e TWED são ferramentas matemáticas de comparação entre dois vetores, gerando uma medida de similaridade entre eles. A detecção de novidades acontece pela comparação de um *frame* (vetor) de referência com o *frame* em análise. Caso a distância entre os dois *frames* ultrapasse um valor de limiar, detecta-se uma novidade. Para avaliar a qualidade dos métodos propostos, determina-se a probabilidade de detecção e a probabilidade de falso alarme, utilizando-se para isso a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Os testes são realizados em ambiente Matlab®. As três métricas apresentaram um bom desempenho em detecção de novidades de sinais, principalmente a TWED para sinais com SNR = 60 dB e, EDR para sinais com SNR = 30 dB, atestando a importância da aplicabilidade em detecção de distúrbios presentes em Sistemas Elétricos de Potência (SEP).

## 5.2 TRABALHOS FUTUROS

Aplicação das técnicas de similaridade dinâmica DTW, EDR e TWED, em tempo real, a fim de testar os resultados em um *hardware* e compará-los com os resultados obtidos na simulação do *software* Matlab®.

Ao aplicar as técnicas de similaridade dinâmicas em tempo real, utilizar o valor do patamar obtido no conjunto de sinais contendo todos os tipos de distúrbios para detecção de novidades (perturbações elétricas).

## REFERÊNCIAS

- 1 Yahya Naderi, Seyed Hossein Hosseini, Saeid Ghassemzadeh, Behnam Mohammadi-Ivatloo, Mehdi Savaghebi, Juan Carlos Vasquez, and Josep M Guerrero. Power quality issues of smart microgrids: applied techniques and decision making analysis. In *Decision making applications in modern power systems*, pages 89–119. Elsevier, 2020.
- 2 Miloud Rezkallah, Ambrish Chandra, Abdelhamid Hamadi, Hussein Ibrahim, and Mazen Ghandour. Power quality in smart grids. In *Pathways to a smarter power system*, pages 225–245. Elsevier, 2019.
- 3 Amar Patel, Juan Aparicio, Nazif Tas, Michael Loiacono, and Justinian Rosca. Assessing communications technology options for smart grid applications. In *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, pages 126–131. IEEE, 2011.
- 4 Ardhya Perdana Putra, Riyanarto Sarno, and Erma Suryani. Dynamics simulation model of demand and supply electricity energy public facilities and social sector case study east java. In *2016 International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS)*, pages 26–33. IEEE, 2016.
- 5 Ayman Uddin Mahin, Md Adnan Sakib, Md Asif Zaman, Md Shahed Chowdhury, and Saik Ahsan Shanto. Developing demand side management program for residential electricity consumers of dhaka city. In *2017 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, pages 743–747. IEEE, 2017.
- 6 E. B. Kapisch. Estimação de frequência e detecção de novidades aplicadas à compressão de sinais elétricos de potência. PhD thesis, Federal University of Juiz de Fora, Juiz de Fora, Brazil, 2019. Edited by Editora UFJF, Juiz de Fora, 2019.
- 7 Jing Yong, Xin Li, and Wilsun Xu. Interharmonic source model for current-source inverter-fed variable frequency drive. *IEEE transactions on power delivery*, 32(2):812–821, 2016.
- 8 Fernando Nogueira de Lima, Alex Henrique Braga, Antonio de Pádua Finazzi, Bismarck Castillo Carvalho, and Etiane Oliveira Ponciano de Carvalho. Proposal of a power factor correction methodology in a nonlinear load scenario. In *2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, pages 146–151. IEEE, 2016.
- 9 Amirreza Hassani Ahangar, Hossein Askarian Abyaneh, and GB Gharepetian. Negative effects of cyber network (control, monitoring, and protection) on reliability of smart grids based on dg penetration. In *2015 5th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE)*, pages 54–60. IEEE, 2015.
- 10 Roberto Langella, Alfredo Testa, Jan Meyer, Friedemann Möller, Robert Stiegler, and Sasa Z Djokic. Experimental-based evaluation of pv inverter harmonic and interharmonic distortion due to different operating conditions. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(10):2221–2233, 2016.
- 11 Yongtao Yang and Math Bollen. Power quality and reliability in distribution networks with increased levels of distributed generation. 2008.

- 12 Aurora Gil-de Castro, Sarah K Rönnerberg, and Math HJ Bollen. A study about harmonic interaction between devices. In 2014 16th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), pages 728–732. IEEE, 2014.
- 13 Ashish Bendre, Deepak Divan, William Kranz, and William Brumsickle. Equipment failures caused by power quality disturbances. In Conference Record of the 2004 IEEE Industry Applications Conference, 2004. 39th IAS Annual Meeting., volume 1. IEEE, 2004.
- 14 Daniel Ogheneovo Johnson and Kabiru Alani Hassan. Issues of power quality in electrical systems. *International Journal of Energy and Power Engineering*, 5(4):148–154, 2016.
- 15 Mark McGranaghan and Bill Roettger. Economic evaluation of power quality. *IEEE Power Engineering Review*, 22(2):8–12, 2002.
- 16 William H Kersting. *Distribution system modeling and analysis*. CRC press, 2018.
- 17 Wang Kui, Guan Shuhua, Hou Qian, Hou Yuanhong, and Wu Qinfang. Investigation of harmonic distortion and losses in distribution systems with non-linear loads. In 2008 China International Conference on Electricity Distribution, pages 1–6. IEEE, 2008.
- 18 IEEE Standards Association et al. *Ieee recommended practice for monitoring electric power quality*, 2009.
- 19 *Procedimentos de Distribuição. Módulo 8—qualidade da energia elétrica*. Agência Nacional de Energia Elétrica—ANEEL, 2010.
- 20 ONS. *Procedimento de rede - submódulo 2.8: Gerenciamento dos indicadores de qualidade da energia elétrica da rede básica*. 2017.
- 21 T Ilamparithi, Simon Abourdia, and Thomas Kirk. On the use of real time simulators for the test and validation of protection and control systems of micro grids and smart grids. In 2016 Saudi Arabia Smart Grid (SASG), pages 1–5. IEEE, 2016.
- 22 Md Masud Rana, Li Li, and Steven W Su. Microgrid protection and control through reliable smart grid communication systems. In 2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), pages 1–6. IEEE, 2016.
- 23 Hannu Laaksonen and Frej Suomi. *New functionalities and features of ieds to realize active control and protection of smart grids*. 2013.
- 24 Wu Xiaorong and Wang Ying. Study on hierarchical protection & control system in smart grid. In 2014 International Conference on Power System Technology, pages 2433–2440. IEEE, 2014.
- 25 Yona Lopes, Natalia Castro Fernandes, and Débora Christina Muchaluat-Saade. Geração distribuída de energia: Desafios e perspectivas em redes de comunicação. *Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*, 33:40, 2015.
- 26 Han Slootweg. *Smart grids-the future or fantasy?* 2009.
- 27 Azah Mohamed, Mohammed Abdol Slaem, and Mohammad Fuad Faisal. *Power Quality Disturbance Detection and Source Prediction Using Advanced Signal Processing Techniques*. IntechOpen, 2010.

- 28 Sasa Z Djokic, David Hirst, Benedito D Bonatto, Hector Arango, Jay Liu, Steven W Pullins, Richard C Feiock, and Paulo F Ribeiro. Dealing with a complex smart grid: An integrated perspective. In 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting, pages 1–5. IEEE, 2015.
- 29 S Brindha and D Sundararajan. Power quality monitoring and compression using the discrete wavelet transform. In 2013 International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, pages 1–6. IEEE, 2013.
- 30 Engenharia Elétrica and Eder Barboza Kapisch. Detecção e compressão de distúrbios elétricos baseadas em plataforma fpga.
- 31 LRM Silva, EB Kapisch, CHN Martins, AS Cerqueira, CA Duque, PF Ribeiro, et al. Gapless power-quality disturbance recorder. IEEE Transactions on Power Delivery, 32(2):862–871, 2016.
- 32 EB Kapisch, LRM Silva, CHN Martins, AS Barbosa, CA Duque, AE Tavit, LAR de Souza, et al. An implementation of a power system smart waveform recorder using fpga and arm cores. Measurement, 90:372–381, 2016.
- 33 L. R. M. Silva. Estudo e implementação de técnicas de detecção e compressão de distúrbios elétricos. PhD thesis, Federal University of Juiz de Fora, Juiz de Fora, Brazil, 2016. Edited by Editora UFJF, Juiz de Fora, 2016.
- 34 Hiroaki Sakoe and Seibi Chiba. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, 26(1):43–49, 1978.
- 35 Lei Chen, M Tamer Özsu, and Vincent Oria. Robust and fast similarity search for moving object trajectories. In Proceedings of the 2005 ACM SIGMOD international conference on Management of data, pages 491–502, 2005.
- 36 Pierre-François Marteau. Time warp edit distance with stiffness adjustment for time series matching. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 31(2):306–318, 2008.
- 37 Vicente Palazón-González and Andrés Marzal. On the dynamic time warping of cyclic sequences for shape retrieval. Image and Vision Computing, 30(12):978–990, 2012.
- 38 Thomas H Cormen, Charles E Leiserson, Ronald L Rivest, and Clifford Stein. Introduction to algorithms. MIT press, 2009.
- 39 Hamed Azami, Hamid Hassanpour, Javier Escudero, and Saeid Sanei. An intelligent approach for variable size segmentation of non-stationary signals. Journal of advanced research, 6(5):687–698, 2015.
- 40 Math HJ Bollen and Irene YH Gu. Signal processing of power quality disturbances, volume 30. John Wiley & Sons, 2006.
- 41 CF Norman, John YC Chan, Wing-Hong Lau, and Loi Lei Lai. Hybrid wavelet and hilbert transform with frequency-shifting decomposition for power quality analysis. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 61(12):3225–3233, 2012.

- 42 Enrique Alameda-Hernandez, Fernando Aznar, and Guillermo Botella. Comparative analysis of segmentation methods, including adaptive and hos based algorithms. In 2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), pages 338–343. IEEE, 2016.
- 43 Wenxuan Yao, Zhaosheng Teng, Qiu Tang, and Yunpeng Gao. Measurement of power system harmonic based on adaptive kaiser self-convolution window. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 10(2):390–398, 2016.
- 44 Mustarum Musaruddin and Rastko Zivanovic. Signal segmentation of fault records based on empirical mode decomposition. In *TENCON 2011-2011 IEEE Region 10 Conference*, pages 138–143. IEEE, 2011.
- 45 PK Dash, BK Panigrahi, and G Panda. Power quality analysis using s-transform. *IEEE transactions on power delivery*, 18(2):406–411, 2003.
- 46 Fabrício Carneiro Travassos, Eder Barboza Kapisch, Leandro Rodrigues Manso Silva, Marcelo Antônio Alves Lima, and Carlos Augusto Duque. Detecção adaptativa de novidades baseada em métrica de similaridade aplicada a sinais de qualidade de energia. In *Congresso Brasileiro de Automática-CBA*, volume 2, 2020.
- 47 Stan Salvador and Philip Chan. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. *Intelligent Data Analysis*, 11(5):561–580, 2007.
- 48 Qian Chen, Guyu Hu, Fanglin Gu, and Peng Xiang. Learning optimal warping window size of dtw for time series classification. In *2012 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA)*, pages 1272–1277. IEEE, 2012.
- 49 Romain Tavenard. An introduction to dynamic time warping, 2021. [Online; accessed 4-March-2022].
- 50 Vladimir I Levenshtein et al. Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. In *Soviet physics doklady*, volume 10, pages 707–710. Soviet Union, 1966.
- 51 Joan Serra and Josep Ll Arcos. An empirical evaluation of similarity measures for time series classification. *Knowledge-Based Systems*, 67:305–314, 2014.
- 52 Ignacio Rojas, Héctor Pomares, and Olga Valenzuela. Advances in time series analysis and forecasting selected contributions from itise 2016. In *Conference proceedings ITISE*, page 15. Springer, 2016.
- 53 Lei Chen and Raymond Ng. On the marriage of lp-norms and edit distance. In *Proceedings of the Thirtieth international conference on Very large data bases-Volume 30*, pages 792–803, 2004.
- 54 Deza, M. M. e Deza, E. (2009). *Encyclopedia of Distances*, Springer.
- 55 Harry L Van Trees. *Detection, estimation, and modulation theory, part I: detection, estimation, and linear modulation theory*. John Wiley & Sons, 2004.
- 56 Wikipedia contributor. Time Warp Edit Distance {wikipedia}, The Free Encyclopedia, 2022. Disponível em <[https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Time\\_Warp\\_Edit\\_Distance&oldid=1100339721](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Time_Warp_Edit_Distance&oldid=1100339721)> Acesso em: 16 de novembro de 2022.

- 57 Eduardo F Simas Filho, José M Seixas, and Luiz P Calôba. Optimized calorimeter signal compaction for an independent component based atlas electron/jet second-level trigger. *Proceedings of Science*, 8:1–10, 2009.

## APÊNDICE A – IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO

Segue-se o algoritmo (Figura 62) implementado em *software* Matlab<sup>®</sup> descrito na Seção 3.2.

```

1      load(transitorio_60dB.mat);
2      matrizDTW = zeros(Nframes,Nsinais);
3      for kk = 1:Nsinais
4          x1 = 1;
5          x2 = Nppf;
6          for ciclo = 2:Nframes
7              x3 = (ciclo-1)*Nppf+1;
8              x4 = ciclo*Nppf;
9              y1 = banco(x1:x2, kk);
10             y2 = banco(x3:x4, kk);
11             matrizDTW(ciclo, kk) = dtw(y1, y2);
12             if dtw(y1, y2) ~= 0
13                 x1 = x3;
14                 x2 = x4;
15             end
16         end
17     end

```

– Figura 62: Algoritmo implementado no *software* Matlab<sup>®</sup>

Fazendo-se um paralelismo entre a Figura 14 e a Figura 62, pode-se observar que:

- a linha 1 corresponde ao passo 2 **SINAL**;
- a linha 2 corresponde ao passo 3 **INICIALIZAÇÃO**;
- as linhas 4, 5, 7 e 8 corresponde ao passo 4 **SEGMENTAÇÃO DO SINAL EM CICLOS**;
- a linha 9 corresponde ao **CICLO A**, e a alínea 10 corresponde ao **CICLO B**, ambos do passo 5;
- a linha 6 corresponde ao **CICLO A ou CICLO B ≤ 40**, passo 6;
- a linha 11 corresponde ao passo 7 **COMPARAÇÃO ENTRE OS CICLOS**;
- a linha 12 corresponde à **NOVIDADE**, as alíneas 13 e 14 correspondem ao caminho SIM da **NOVIDADE** (caso os ciclos comparados sejam diferentes), ambos do passo 8;
- a linha 17 corresponde ao **FIM**, passo 9.