

Detecção de Novidades Aplicada ao Armazenamento de Dados em Qualidade da Energia Elétrica

Alysson A. Fernandes*, Danton D. Ferreira**
Belisario N. Huallpa***, Leandro R. M. Silva****, Eder B. Kapisch*****

*Departamento de Automática - Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, Brasil (e-mail: fernandesalysson@yahoo.com.br).

**Departamento de Automática - Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, Brasil (e-mail: danton@ufla.br).

***Departamento de Automática - Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, Brasil (e-mail: belisario.nina@ufla.br).

****Departamento de Circuitos Elétricos - Universidade Federal de Juíz de Fora, Minas Gerais, Brasil (e-mail: leandro.manso@ufff.edu.br).

*****Departamento de Circuitos Elétricos - Universidade Federal de Juíz de Fora, Minas Gerais, Brasil (e-mail: eder.kapisch@ufff.edu.br).

Abstract: This work presents the description and results of a new novelty detection method, focused on the efficient storage of electrical power system data. The proposed method is simple and consists of applying the Cycle by Cycle Difference (CCD) and the Mathematical Morphology (MM) techniques to identify the novelties. Once the novelties are identified, the frames where they occur are extracted from the signal, the other frames are discarded. Among the extracted frames, those containing electrical disturbances are fully stored, while the frames which represent stationary states have only their parameters stored, contributing to efficient storage. The described method has reduced computational complexity. Tests and simulation results related to the detection and compression capacity show that the proposed method has good performance, with detection probabilities above 97% and probability of false alarm in the range of 0.31% to 20%, with the exception of only one of the tested cases.

Resumo: Este trabalho apresenta a descrição e os resultados de um novo método para detecção de novidades, focado no armazenamento eficiente de dados de sistemas elétricos de potência. O método proposto é simples e consiste na aplicação das técnicas *Cycle by Cycle Difference* (CCD) e Morfologia Matemática (MM) para identificação das novidades. Identificadas as novidades, os *frames* onde elas ocorrem são extraídos do sinal, os demais *frames* são descartados. Dentre os *frames* de novidade extraídos, os que contêm distúrbios elétricos são integralmente armazenados, enquanto os que representam estados estacionários têm apenas seus parâmetros armazenados, contribuindo para um armazenamento eficiente. O método descrito possui reduzida complexidade computacional. Testes e resultados de simulação relacionados à capacidade de detecção e compressão mostram que o método proposto apresenta bom desempenho, com probabilidades de detecção acima de 97% e probabilidade de falso alarme na faixa de 0,31% a 20%, com exceção de apenas um dos casos testados.

Keywords: Novelty Detection; Cycle by Cycle Difference, Mathematical Morphology, Data Compression, Power Quality.

Palavras-chaves: Detecção de Novidades, *Cycle by Cycle Difference*, Morfologia Matemática, Compressão de dados, Qualidade da Energia Elétrica.

1. INTRODUÇÃO

Atualmente, na área de Qualidade da Energia Elétrica (QEE), a detecção e a identificação de distúrbios e anomalias em sinais elétricos de potência têm sido amplamente exploradas. Diversos métodos podem ser encontrados na literatura (Ferreira, 2009, Ferreira, 2015, Martins, 2019 e Wang, 2020). No cenário das *smart grids*, o volume de informações processadas e armazenadas é de grandeza considerável, termo conhecido como *Big Data* nos sinais de QEE (Hongxun, 2018). Nesse contexto, um novo desafio surge, o qual diz respeito à eficiência em procedimentos de amostragem e

armazenamento de dados para futuras análises oscilográficas. Portanto, o uso de métodos de compressão de sinais é de vital importância nesse cenário.

A eficiência no armazenamento dos dados remete ao *trade-off* entre quantidade de informações preservadas do sinal original e espaço de memória necessário para o armazenamento dos dados coletados e processados. Busca-se a maior quantidade de informação possível, dentro do menor espaço de memória. Para alcançar uma boa eficiência, técnicas de compressão de dados são geralmente empregadas. Alguns exemplos das técnicas existentes são *Compressed Sampling* (Bonavolontà,

2015), Transformada Wavelet (Santos, 1997) e Transformada Slantlet (Panda, 2002).

Neste trabalho é apresentado um método de detecção de novidades em sinais de sistemas elétricos de potência. A detecção de novidades pode ser utilizada para compressão de dados, de forma que, um dado só será armazenado, se ele for considerado uma novidade. Eliminando assim as redundâncias do sinal, e conseqüentemente, o espaço de memória necessário para armazenamento dos dados é consideravelmente reduzido.

O método para detecção de novidades apresentado neste trabalho aplica dois diferentes tratamentos no sinal monitorado: as técnicas de *Cycle by Cycle Difference* (CCD), proposta inicialmente por Bollen (2006), e a Morfologia Matemática (MM) (Heijmans, 1990 e Ambhore, 2019). A partir dos resultados obtidos com essas duas técnicas, *frames* de interesse são extraídos, os quais representam segmentos do sinal que contêm informações relevantes a serem armazenadas. Estes *frames* são denominados *frames* de novidade. Visando um armazenamento ainda mais eficiente, uma técnica de identificação de distúrbios (Martins, 2019) é aplicada sobre tais *frames*. Um *frame* de novidade pode conter ou não um distúrbio, caso não contenha ou não faça parte de um distúrbio, este *frame* é denominado estacionário. Nesse caso, apenas seus parâmetros de amplitude, frequência e fase são armazenados. A contribuição deste trabalho consiste no uso da técnica CCD, cuja vantagem está em sua reduzida complexidade computacional.

O restante do trabalho está dividido da seguinte forma. A Seção 2 apresenta o método proposto. Após esta apresentação do método, a base de dados é definida na Seção 3. Testes e resultados obtidos em simulação são apresentados nas Seções 4 e 5. Finalmente, conclusões são feitas na Seção 6.

2. MÉTODO PROPOSTO

O objetivo do método proposto é detectar eventos que são realmente novidades, ignorando os trechos que representam o estado estacionário do sinal. O CCD possui a capacidade de isolar a novidade, enquanto a MM visa refinar o sinal, de forma a remover ruídos e isolar a novidade detectada na forma de um pulso. Isso facilita a extração e identificação dos *frames* novidade através da aplicação de um limiar, que é uma das etapas do método, caso o valor do resultado obtido com a aplicação da MM ultrapasse este limiar, o *frame* correspondente a tal amostra será considerado um *frame* de novidade. Durante as simulações, diversos limiares foram testados para cada tipo de distúrbio, em busca de um valor de limiar ótimo. Apenas um limiar positivo se faz necessário, devido ao fato de que as operações da MM são aplicadas sobre o módulo do resultado obtido com a aplicação do CCD. A Fig. 1 mostra em vermelho a curva onde as novidades serão analisadas, que é o resultado obtido após aplicação do CCD e da MM em um sinal contendo uma interrupção. Todos os ciclos globados por esse pulso formado, são extraídos.

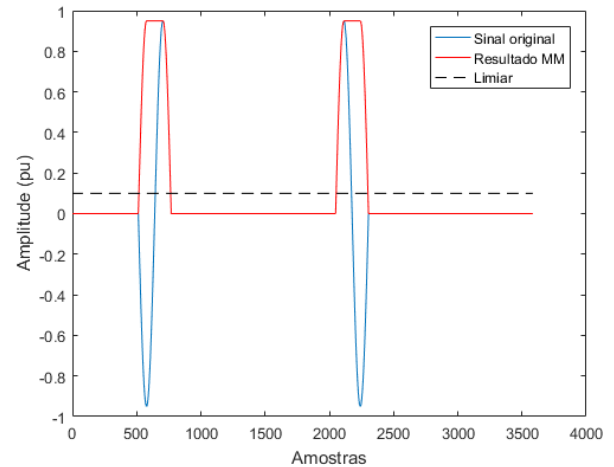


Fig. 1 Ilustração gráfica das etapas presentes no método proposto.

Frames que ocorrem pouco antes e logo após o distúrbio (*frames* pré e pós-evento) também são importantes e considerados *frames* de novidade. Assim, os *frames* extraídos do sinal passam por uma técnica que identifica distúrbios e, caso algum *frame* seja parte de estado estacionário, apenas seus parâmetros (amplitude, frequência e fase) são armazenados, contribuindo com um armazenamento eficiente. Já um *frame* que contenha um distúrbio, será totalmente armazenado.

A Fig. 2 apresenta um diagrama em blocos do método proposto. O sinal de entrada discreto no tempo $x[n]$ corresponde ao sinal de tensão ou corrente após a amostragem. Mais detalhes das etapas do método são descritos nas próximas subseções.

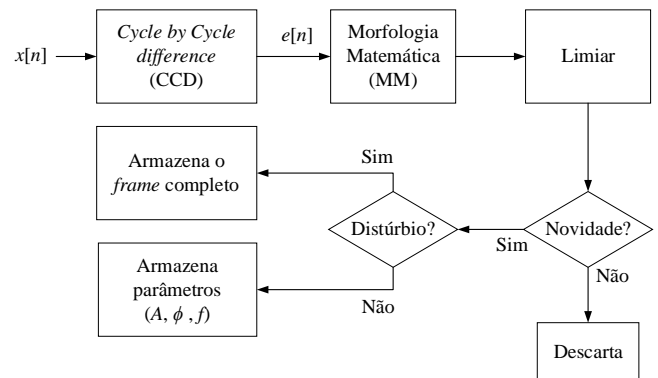


Fig. 2 Diagrama em blocos: etapas e decisões presentes no método proposto.

2.1 Cycle by Cycle Difference

O funcionamento do CCD consiste em fazer a subtração entre ciclos vizinhos do sinal. A subtração é feita da seguinte forma:

$$e[n] = x[n] - x[n - N] \quad (1)$$

onde $e[n]$ é o sinal de erro resultante da subtração entre $x[n]$ (amostra atual) e $x[n - N]$ (amostrada atrasada em um ciclo). Nesse caso, N é o número de amostras contidas em um ciclo do sinal amostrado.

Contextualizando com o método proposto, $x[n]$ representa os dados do sistema elétrico de potência.

2.2 Morfologia Matemática

O princípio básico da MM consiste em extrair uma informação relativa à geometria e a topologia de um conjunto de dados desconhecido, a partir de outro conjunto definido, denominado elemento estruturante. Entre as operações morfológicas, erosão e dilatação, são as operações elementares. A dilatação é definida como:

$$(u \oplus s) = \max\{u[n - m] + s[m]\}, m \in S; n - m \in U, \quad (2)$$

A erosão é definida como:

$$(u \ominus s) = \min\{u[n + m] - s[m]\}, m \in S; n + m \in U, \quad (3)$$

sendo s o elemento estruturante, u o sinal a ser processado e, U e S os respectivos domínios de definição de u e s . A operação aplicada sobre o sinal, é denominada operação de fechamento, que é definida a partir de (2) e (3):

$$u \bullet s = (u \oplus s) \ominus s. \quad (4)$$

O elemento estruturante s , nesta aplicação, é um vetor unidimensional onde todos os elementos são iguais a 1.

Contextualizando com o método proposto, temos que $u[n]$ corresponde a $e[n]$. A dimensão utilizada para s foi de 10% da dimensão de e .

2.3 Detecção de Distúrbios

A detecção de distúrbios elétricos pode ser formulada pelas hipóteses (Ferreira, 2014):

$$\begin{aligned} H_0: v &= f + r, \\ H_1: v &= f_c + i + t + h + r, \end{aligned} \quad (5)$$

onde $f = [f[n] \dots f[n - N - 1]]^T$, $f_c = [f_c[n] \dots f_c[n - N - 1]]^T$, $i = [i[n] \dots i[n - N - 1]]^T$, $t = [t[n] \dots t[n - N - 1]]^T$, $h = [h[n] \dots h[n - N - 1]]^T$, e $r = [r[n] \dots r[n - N - 1]]^T$, correspondem a N amostras, respectivamente, do sinal fundamental nominal (H_0) e do sinal fundamental corrompido por distúrbios (H_1). Sendo v (sinal a ser analisado), f (fundamental), f_c (fundamental alterado), r (ruído), h (harmônico), i (interrupção) e t (transitório). Desta forma, um

centro do espaço n -dimensional é utilizado como referência para os sinais de tensão monitorados, uma vez que os eventos nominais formam uma circunferência (cada ciclo do sinal) em N -dimensões devido ao comportamento do fasor do sinal de tensão.

Qualquer sinal que fuja a esta referência (excedendo limiar superior e inferior) é considerado um distúrbio. A métrica utilizada é a distância entre as amostras do sinal monitorado e o centro definido. Os limiares superior e inferior são definidos experimentalmente com base em diferentes níveis de relação sinal-ruído (SNR).

3. BASE DE DADOS

Os sinais utilizados para análise e teste do método proposto para detecção de novidades neste trabalho, são sinais sintéticos produzidos no ambiente MatLab[®]. A frequência de amostragem utilizada na geração destes sinais é de $F_s = 15.360$ Hz. Considerando a frequência fundamental do sinal da rede elétrica igual a 60Hz, o número de amostras por ciclo resulta em $N = 256$. O valor de SNR utilizado para a geração dos sinais sintéticos foi de 30dB. Foram gerados sinais contendo dez tipos diferentes de distúrbios: *Offset DC*, *sags*, *swells*, harmônicos, interrupções, inter-harmônicos, *notches*, saltos de fase, *spikes* e transitórios oscilatórios. Todos os sinais possuem amplitude unitária e os distúrbios ocorrem em um número variado de frames aleatórios. Cada banco de dados referente a cada distúrbio contém 100 sinais de 20 ciclos, totalizando 2000 *frames* de um ciclo para os testes de detecção.

4. RESULTADOS

Nesta seção, são apresentados os resultados de simulação obtidos com a utilização da base de dados. Um limiar de detecção foi utilizado para se estabelecer a separação entre valores que devem ser interpretados como novidade e os que não devem.

Em sinais ideais sem a presença de ruído, a utilização de um limiar de detecção pode se tornar redundante, pois nesses casos, após o CCD, o sinal de erro $e[n]$ é composto por elementos nulos no caso de estacionariedade. Caso haja uma novidade, os elementos deixam de ser nulos, bastando um teste de nulidade para a detecção ser realizada. Entretanto, em sinais reais, onde existe a presença de ruído, o resultado do CCD pode não ser nulo mesmo em casos de estacionariedade, sendo importante o uso de um limiar.

Durante a aplicação da MM, as dimensões do elemento estruturante s foram mantidas constantes após serem ajustadas, de forma que o resultado da MM se apresentasse da melhor forma possível para todos os casos investigados. É interessante que s tenha suas dimensões mantidas, pois o reajuste de suas dimensões para cada tipo de distúrbio prejudicaria a abrangência do método.

A fim de se avaliar a capacidade de detecção do método proposto, utilizou-se a curva *Receiving Operation Characteristic* (ROC) (Van Trees, 2013), que relaciona a probabilidade de detecção (P_D) versus a probabilidade de falso

alarme (P_{FA}), para diversos valores de limiar. Os valores de P_D e de P_{FA} podem ser calculados conforme:

$$P_D = \frac{PV}{TP}, P_{FA} = \frac{NV}{TN}, \quad (6)$$

em que, PV é o número de *frames* positivos verdadeiros detectados pelo método, TP é o total de *frames* de novidade no sinal, NV é o número de *frames* negativos verdadeiros não detectados pelo método e TN é o total de *frames* que não contêm novidades do sinal. Quanto mais próximos de 1 for P_D e quanto mais próximos de 0 for P_{FA} , melhor é o detector. A área obtida com a integral da curva ROC também pode ser utilizada como parâmetro de desempenho, de forma que, quanto mais próxima de 1, melhor é o detector.

Para cada distúrbio foi traçada uma curva ROC, onde o desempenho do método pode ser observado sob a relação P_D versus P_{FA} utilizando-se o limiar ótimo. O valor de limiar ótimo é determinado através da maximização do índice Soma-Produto (SP) (Simas, 2009), definido em (7).

$$SP = \sqrt{\sqrt{S \times E} \times \frac{S+E}{2}}, \quad (7)$$

onde a sensibilidade S é o mesmo que P_D , a especificidade E é o complemento de P_{FA} :

$$E = 1 - P_{FA} \quad (8)$$

A seguir, são apresentados os resultados de detecção de novidade obtidos para cada distúrbio. Para todos os gráficos, a curva ROC está traçada em linha azul. O limiar ótimo está destacado com um círculo vermelho sobre a curva, a partir do qual foram extraídos os valores de P_D e P_{FA} . No título de cada gráfico também é informada o valor da área sob a curva.

4.1 Offset DC

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 3. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 100% e uma P_{FA} de 18,60%.

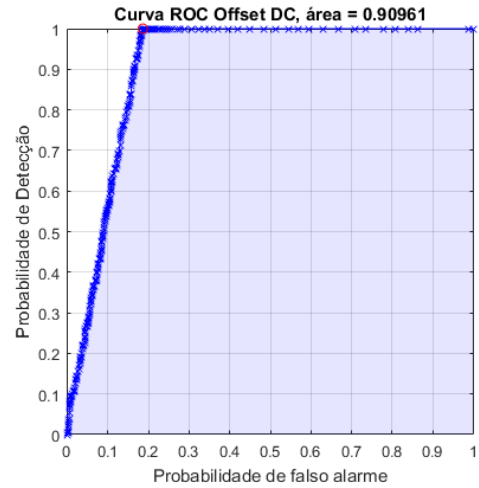


Fig. 3 Curva ROC para o distúrbio do tipo *Offset DC*.

4.2 Harmônicos

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 4. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 97,00% e uma P_{FA} de 10,16%.

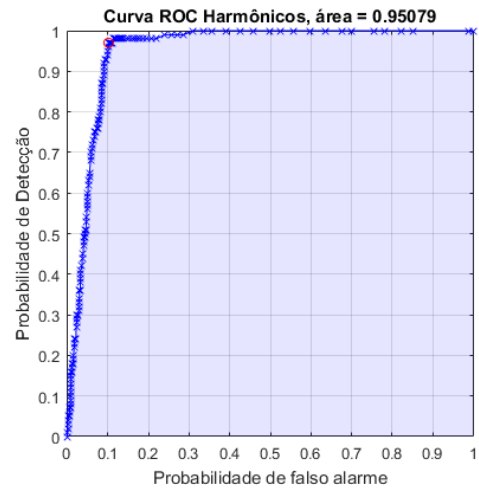


Fig. 4 Curva ROC para o distúrbio do tipo harmônicos.

4.3 Inter-harmônicos

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 5. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 96,00% e uma P_{FA} de 35,32%.

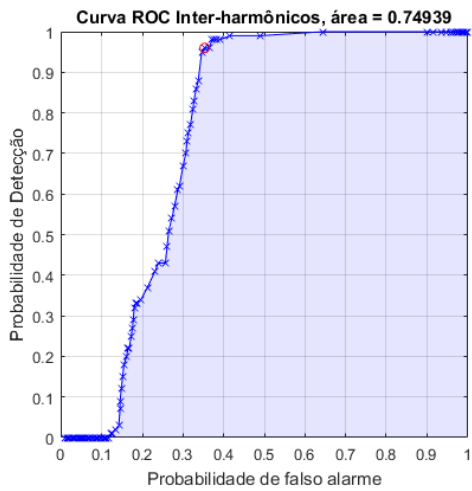


Fig. 5 Curva ROC para o distúrbio do tipo inter-harmônicos.

4.4 Interrupção

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 6. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 99,50% e uma P_{FA} de 21,61%.

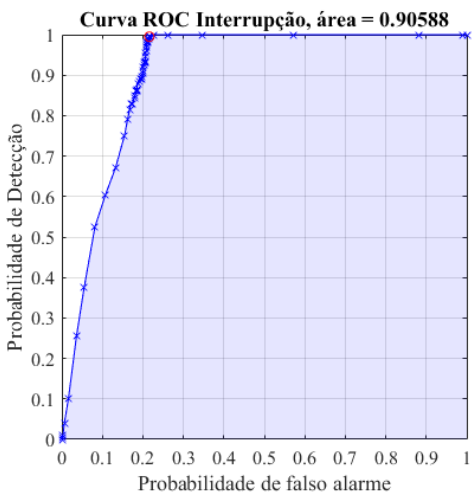


Fig. 6 Curva ROC para o distúrbio do tipo interrupção.

4.5 Notch

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 7. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 100,0% e uma P_{FA} de 0,31%.

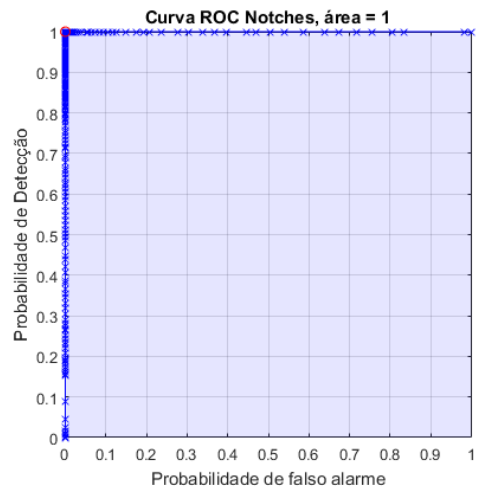


Fig. 7 Curva ROC para o distúrbio do tipo notch.

4.6 Sag

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 8. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 98,50% e uma P_{FA} de 21,28%.

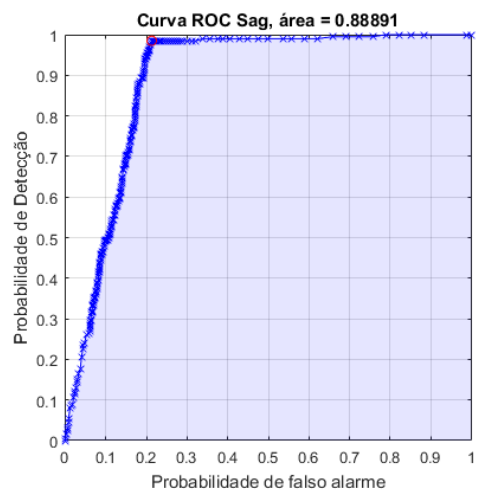


Fig. 8 Curva ROC para o distúrbio do tipo sag.

4.7 Salto de Fase

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 9. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 100,0% e uma P_{FA} de 19,06%.

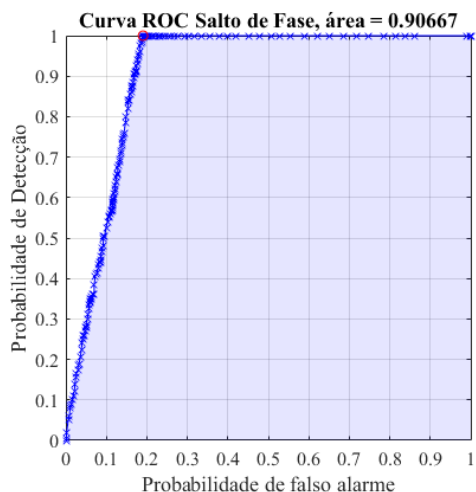


Fig. 9 Curva ROC para o distúrbio do tipo salto de fase.

4.8 Spike

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 10. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 100,0% e uma P_{FA} de 17,42%.

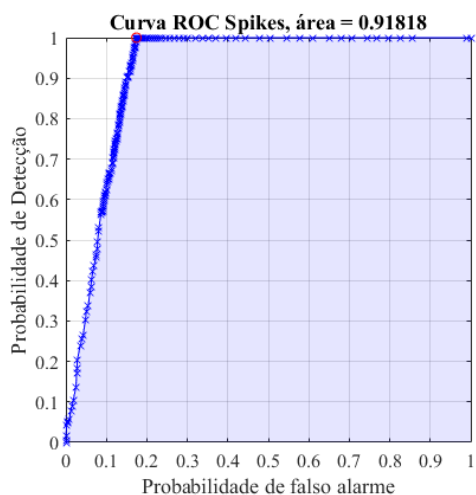


Fig. 10 Curva ROC para o distúrbio do tipo spike.

4.9 Swell

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 11. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 99,50% e uma P_{FA} de 20,67%.

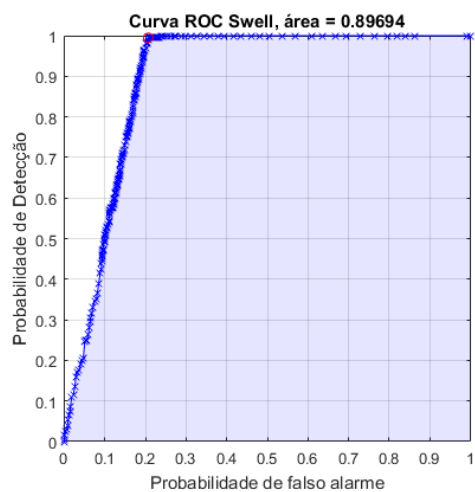


Fig. 11 Curva ROC para o distúrbio do tipo swell.

4.10 Transitório Oscilatório

A curva ROC obtida é mostrada na Fig. 12. No ponto de limiar ótimo da curva, o detector apresentou uma P_D de 100,0% e uma P_{FA} de 4,90%.

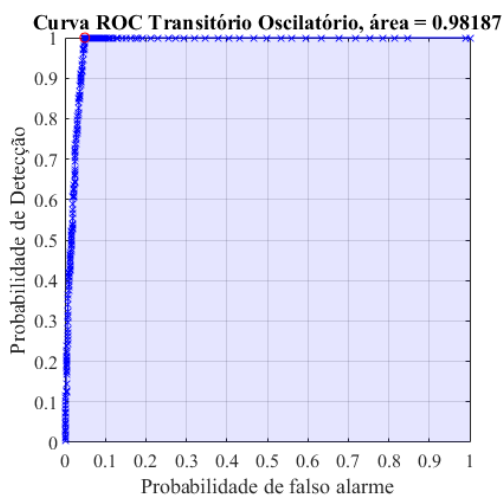


Fig. 12 Curva ROC para o distúrbio do tipo transitório oscilatório.

4.11 Análise dos Resultados

Levando em consideração os valores obtidos para os limiares ótimos, pode-se observar através das curvas ROC que o método proposto possui excelentes valores de P_D , enquanto os valores de P_{FA} se mantêm na faixa de 10% à 20 % para a maioria dos casos, exceto para os distúrbios inter-harmônicos ($P_{FA} = 35,32$ %), transitórios (4,90 %) e notches ($P_{FA} = 0,31$ %).

Os distúrbios do tipo notch podem ser de difícil detecção em sinais contendo altos níveis de ruído. Isso ocorre, pois nesses casos, o distúrbio pode ser “camuflado” pelo ruído. Entretanto, um destaque do método proposto está em uma boa relação P_D versus P_{FA} para este cenário. Essa característica pode ser vista através da Fig. 7.

O pior resultado obtido, foi para o caso de distúrbios do tipo inter-harmônicos, onde apesar de uma boa P_D de 96,00%, uma P_{FA} de 35,32% foi obtida, significando um alto índice de falsos positivos.

Uma mesma característica do método é capaz de explicar tanto o melhor caso (*notch*), quanto o pior caso (inter-harmônicos): a forma como as novidades são consideradas e extraídas. Como já tratado, os ciclos extraídos, são os ciclos abrangidos pelo pulso gerado após a aplicação da MM. Por exemplo, para uma interrupção, é mais comum que o pulso indique a extração de apenas um ciclo por pulso (Fig. 1), porém, para um *notch* o pulso irá abranger um bloco de ciclos e estes deverão ser extraídos. A Fig. 13 mostra tal fato, para um distúrbio do tipo inter-harmônicos.

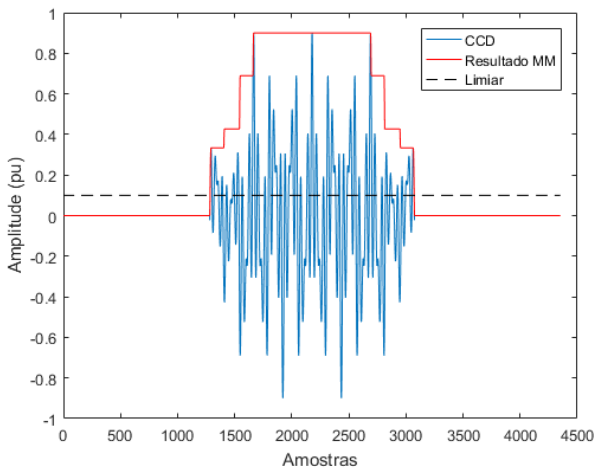


Fig. 13 Ilustração do funcionamento do método para um distúrbio do tipo inter-harmônicos.

O resultado da Fig. 13 mostra que todos os ciclos onde os inter-harmônicos ocorrem, são extraídos, porém segundo o princípio da estacionariedade, apenas o primeiro ciclo do distúrbio deve ser considerado novidade, e ainda, segundo Kapsch (2016), é possível inclusive reconstruir o sinal sem a necessidade da extração de todo o intervalo onde o distúrbio se faz presente. Isto explica o fato de que, o pior resultado foi obtido para distúrbios do tipo inter-harmônicos.

No caso do distúrbio *notch* que ocorre geralmente em mais de um ciclo, tal característica do detector é ideal, prova disso, são os bons resultados deste. Demais distúrbios que costumam ocorrer em mais de um ciclo, como transitórios oscilatórios e harmônicos, também apresentaram resultados a nível de destaque.

5. COMPRESSÃO DE DADOS

Para cada um dos bancos de dados de distúrbios, foi feita a análise da diferença de espaço de memória necessário para armazenar os sinais em sua forma bruta e sua forma comprimida após a aplicação do método proposto, ou seja, a taxa de compressão (TC). Esses resultados estão organizados de acordo com a Tabela 1.

Tabela 1. Espaço de armazenamento necessário antes e depois da aplicação do método proposto.

Distúrbio	Antes (KB)	Depois (KB)	TC
Offset DC	3828	1181	3:1
Harmônicos	3828	727	5:1
Inter-harm.	3829	3597	1:1
Interrupção	3833	1270	3:1
Notch	3827	1913	2:1
Sag	3828	1262	3:1
Salto de fase	3826	1162	3:1
Spikes	3826	1079	4:1
Swell	3827	1239	3:1
Trans. Osc.	3828	767	5:1

Como é possível observar, a taxa de compressão média do método é de 3:1, atingindo valores mais altos, como 5:1 nos casos dos transitórios oscilatórios e harmônicos. O distúrbio que apresentou a segunda menor taxa de compressão foi o do tipo *notch*, com apenas 2:1. O caso do distúrbio *notch* mostra o *trade-off* que existe entre detecção de novidades (preservação de informação) e espaço de armazenamento ocupado, pois esse distúrbio foi o que o método mostrou melhor desempenho em termos de detecção, de acordo com a curva ROC da Fig. 7, porém, menor taxa de compressão, de acordo com a Tabela 1 (desconsiderando o caso dos inter-harmônicos, onde não houve compressão considerável, devido ao fato de que o método apresentou a deficiência já citada ao tratar este tipo de distúrbio). A proporção deste *trade-off* irá depender da quantidade de frames afetados por distúrbios (frequência em que os distúrbios aparecem no sinal), e é importante ressaltar que distúrbios diferentes possuem características diferentes.

6. CONCLUSÕES

Este artigo apresentou um novo método de detecção de novidades aplicado a sinais de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) no contexto das Redes Elétricas Inteligentes (REI). O método proposto utiliza duas técnicas em sua estrutura: a *Cycle by Cycle Difference* (CCD) e a Morfologia Matemática (MM). A primeira é responsável por identificar os *frames* de novidade, a fim de extraí-los do sinal analisado. Já a segunda, tem o propósito de identificar apenas os *frames* que contém distúrbios elétricos, os quais são completamente armazenados. Os *frames* de novidade que representam estados estacionários têm apenas parâmetros armazenados. Isso contribui para um menor espaço de armazenamento.

O método proposto foi testado com diversos distúrbios de QEE, mostrando bom desempenho de detecção. Um destaque pode ser observado para o distúrbio do tipo *notch*, de difícil detecção em sinais com alto nível de ruído. Para esse distúrbio, o método proposto obteve 100% de probabilidade de detecção (P_D) e apenas 0,31 % de probabilidade de falso alarme (P_{FA}).

De maneira geral, visando os parâmetros de detecção e compressão, o destaque pode ser atribuído aos resultados obtidos para os distúrbios do tipo *notch* e transitório oscilatório.

Como trabalhos futuros, uma forma de melhorar os resultados obtidos para inter-harmônicos deverá ser estudada, assim como uma forma de melhorar os índices de P_{FA} em geral. Pensando em um foco maior para análise da compressão de dados, modificações deverão ser feitas nos sinais de teste, de forma a se padronizar o número de *frames* afetados por distúrbios em todos os sinais de testes. Uma implementação do método para FPGA também se mostra interessante, para desta forma, alcançar resultados além das simulações.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos a UFPA, FAPEMIG, CAPES e CNPq pelo suporte ao trabalho.

REFERÊNCIAS

- Ambhore, A. S., Paraskar, S. R., & Bonde, G. N. (2019, October). Novel Technique For Detection Of Power Quality Disturbance. In *2019 3rd International Conference on Recent Developments in Control, Automation & Power Engineering (RDCAPE)* (pp. 640-645). IEEE.
- Bollen, M., & Gu, I. (2006). *Signal Processing of Power Quality Disturbances*. John Wiley & Sons.
- Bonavolontà, F., D'Apuzzo, M., Liccardo M., e Miele, G., "Harmonic and interharmonic measurements through a compressed sampling approach", *Measurement*, Agosto, 2015.
- Ferreira, D. D., de Seixas, J. M., Duque, C. A., Cerqueira, A. S. and Ribeiro, P. F. (2014). A direct approach for disturbance detection based on principal curves, *Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, 2014 IEEE 16th International Conference on, IEEE, pp. 747–751.
- Ferreira, D.D., Cerqueira, A.S., Duque, C.A., e Ribeiro, M.V., "HOS-based method for classification of power quality disturbances", *Electronics Letters*, Março, 2009.
- Ferreira, D.D., de Seixas, J.M., Cerqueira, A.S., Duque C.A., Bollen, M.H.J., e Ribeiro, P.F., "Extracting the transient events from power system signals by independent component analyses", *International Transactions on Electrical Energy Systems*, Julho, 2015.
- Heijmans, H. J., & Ronse, C. (1990). The algebraic basis of mathematical morphology I. Dilations and erosions. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 50(3), 245-295.
- Hongxun, T., Honggang, W., Kun, Z., Mingtai, S., Haosong, L., Zhongping, X., ... & Yaqi, C. (2018). Data quality assessment for on-line monitoring and measuring system of power quality based on big data and data provenance theory. In *2018 IEEE 3rd International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA)* (pp. 248-252). IEEE.
- Kapisch, E.B., Silva, L.R.M., Martins, C.H.N., Barbosa, A.S., Filho, L.M.A., Duque, C.A., Tavi, A.E e de Souza, L.A.R. (2016). An Implementation of a Power System Smart Waveform Recorder using FPGA and ARM cores. Elsevier Measurement, Maio, 2016.
- Martins, T., Rodrigues, E., Aparecido, L., Godinho, E., Diego, D., Groenner, B., e Augusto, C. (2019). Detection of Power Quality Disturbance Using a Multidimensional Approach in a Embedded System. *IEEE Latin America Transactions*, v. 17, p. 1102-1108, 2019.
- Panda, G., Dash, P.K., Pradhan, A.K., e Meher, S.K., "Data Compression of Power Quality Events Using the Slantlet Transform", *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2002.
- Santoso, S., Powers, E.J., e Grady, W.M., "Power Quality Disturbance Data Compression using Wavelet Transform Methods", *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1997.
- Simas, E., SEIXAS, J., & Caloba, L. (2009). Optimized calorimeter signal compaction for an independent component based ATLAS electron/jet second-level trigger. In *XII Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research* (Vol. 70, p. 102). SISSA Medialab.
- Van Trees, H. L., & Bell, K. L. (2013). *Detection estimation and modulation theory*. Wiley.
- Wang, H., Liu, J., Luo, S., e Xu, X., Research on Power Quality Disturbance Detection Method Based on Improved Ensemble Empirical Mode Decomposition, *Electronics* 2020, 9(4), 585.