

Detection of Power Quality Disturbance Using a Multidimensional Approach in an Embedded System

T. Martins, E. Rodrigues, L. Aparecido, E. Godinho, D. Diego, B. Groenner, and C. Augusto, *Senior Member, IEEE*

Abstract—Power Quality (PQ) has emerged as an important research field in recent years. The development and increasing use of high power converters and the increase of nonlinear loads with high power cause unwanted changes in the electrical signals (current and voltage). These changes are called electrical disturbances. To understand such disturbances and investigate their causes, they must be firstly detected. This work proposes a real time multidimensional approach for detecting PQ disturbances. The innovation of this work is the use of a deviation measure easily extracted from a multidimensional data space to quantify the PQ disturbances. The method was implemented in a FPGA (Field-programmable gate array) device using a LabVIEW interface. It performed well with high detection rates and low computational complexity for both simulated and real signals. The proposed deviation measure may be useful as a general power quality index.

Index Terms—Disturbance detection, Electric disturbances, Power quality.

I. INTRODUÇÃO

RECENTEMENTE, toda a concepção do monitoramento da rede elétrica descentralizada começou a mudar drasticamente após a introdução do que foi definido como a próxima geração de sistemas de energia elétrica, comumente conhecida como redes inteligentes [1]. Na verdade, a rede inteligente é um novo paradigma que introduz uma notável evolução na forma como os sistemas de energia elétrica operam. Um dos desafios cruciais na concepção de redes inteligentes é melhorar a qualidade da energia que está sendo entregue [2].

A alta penetração de fontes de geração distribuída (DG) causa sérios problemas relacionados à qualidade de energia elétrica (QEE) [3]. As variações na carga, os fenômenos de comutação, os dispositivos eletrônicos, o carregamento de transformadores, o uso crescente de cargas não lineares residenciais e industriais, juntamente com os fatores ambientais que afetam a geração de energia eólica e fotovoltaica (PV), causam distúrbios de QEE tais como harmônicos, interharmônicos, *sags*, *swells*, interrupções, transientes, *notches* e suas combinações [4]. Alguns são gerados pela operação normal dos sistemas, tais como chaveamento de banco de capacitores

e entrada e saída de grandes cargas lineares ou não, enquanto outros estão relacionados com eventos não operacionais do sistema, como as descargas atmosféricas e as faltas na rede elétrica.

Uma das principais atribuições do monitoramento da qualidade de energia elétrica é a análise dos distúrbios elétricos. Para tal, os sinais de tensão e/ou corrente do sistema monitorados devem ser armazenados para posterior análise ou analisados em tempo real. No entanto, o armazenamento destes gera arquivos de dados de grande extensão. Portanto, torna-se importante utilizar sistemas de detecção para que possam armazenar (ou processar no caso de monitoramento em tempo real) apenas os sinais elétricos com distúrbios e, posteriormente, analisá-los realizando a classificação, identificação e localização das fontes geradoras dos mesmos. A detecção deve ser realizada por sistemas com reduzida complexidade computacional e, conseqüentemente, rápido processamento de sinais [5]. O monitoramento em tempo real é essencial para aplicações online como compensação e proteção [6].

A detecção de distúrbios elétricos, em geral, compreende basicamente a extração de parâmetros e a aplicação de um algoritmo que realize a detecção baseada nos parâmetros extraídos. A extração de parâmetros consiste em uma transformação dos dados para um novo espaço onde as características dos distúrbios são destacadas em relação aos sinais sem distúrbios. Estas características são selecionadas e apresentadas à técnica de detecção. Assim, o compromisso em projetar um detector com alto desempenho e rápido processamento está na escolha das técnicas de extração de parâmetros e de detecção. Com esses objetivos, vários métodos foram propostos. Alguns deles se concentraram em técnicas de pré-processamento, como filtragem [7], [8], Transformada Wavelet (WT) [9], Transformada S [10], estatísticas de ordem superior (HOS) [8] e análise de componentes independentes [11]. Outros trabalhos se concentraram na técnica de detecção, que são baseados principalmente em Máquinas de Vetor de Suporte (SVM) [9], árvores de decisão [6], classificador Bayesiano [8] e Redes Neurais [12]. Cada uma dessas técnicas tem vantagens e desvantagens. Uma revisão interessante da detecção de eventos de qualidade de energia pode ser encontrada em [13].

Este trabalho propõe um método simples de monitoramento de QEE que opera em um espaço multidimensional com dimensão igual à janela de sinal processado. O método detecta os distúrbios elétricos e proporciona um índice de QEE utilizando apenas o cálculo do quadrado da distância euclidiana como

T. M. Mendes, E. R. S. Faria, L. A. V. Perle, E. G. Ribeiro, D. D. Ferreira and B. H. G. Barbosa, are with Engineering Department, Federal University of Lavras, Minas Gerais, Brazil (e-mail: thais.mendes.13@hotmail.com; danton@deg.ufla.br; brunohb@deg.ufla.br; eulerodriguesousa@gmail.com; lucasavperle@gmail.com; eduzero10@gmail.com)

C. A. Duque is with the Electrical Engineering Department, Federal University of Juiz de Fora, Minas Gerais, Brazil (e-mail: carlos.duque@ufjf.edu.br)

parâmetro para detectar os distúrbios.

O método foi implementado em FPGA usando a interface LabVIEW® e foi avaliado usando sinais simulados e reais. É comparado com o método apresentado em [7] onde transientes e distorções nas formas de onda de tensão são detectados usando filtragem digital e morfologia matemática (MMF), enquanto distúrbios de curta e longa duração (como *sags*, *swells* e interrupções de tensão) são detectados comparando o valor RMS do sinal monitorado com o valor RMS de um sinal nominal.

O artigo está organizado da seguinte maneira. Na próxima seção é apresentada a formulação do problema de detecção de distúrbios elétricos. Na Seção III é apresentado o método proposto. Os resultados são apresentados na Seção IV e as conclusões na Seção V.

A. Formulação do Problema de Detecção de Distúrbios

O problema de detecção pode ser formulado pelas hipóteses [5]:

$$H_0 : \mathbf{v} = \mathbf{f} + \mathbf{r}, \quad (1)$$

$$H_1 : \mathbf{v} = \mathbf{f}_c + \mathbf{i} + \mathbf{t} + \mathbf{h} + \mathbf{r}, \quad (2)$$

onde $\mathbf{f} = [f[n] \dots f[n - N - 1]]^T$, $\mathbf{f}_c = [f_c[n] \dots f_c[n - N - 1]]^T$, $\mathbf{i} = [i[n] \dots i[n - N - 1]]^T$, $\mathbf{t} = [t[n] \dots t[n - N - 1]]^T$, $\mathbf{h} = [h[n] \dots h[n - N - 1]]^T$ e $\mathbf{r} = [r[n] \dots r[n - N - 1]]^T$ são, respectivamente, N amostras do sinal fundamental nominal (frequência e amplitude fixa), o sinal fundamental corrompido por alguma variação na frequência ou amplitude, interharmônicos, transitórios, harmônicos e ruído. A hipótese H_0 está associada à operação nominal do sistema elétrico e a hipótese H_1 está associada com as condições anormais do sistema elétrico, isto é, à presença de distúrbios elétricos.

II. MÉTODO PROPOSTO

No método proposto neste trabalho, o centro do espaço N -dimensional, representado por \mathbf{c} , é usado como referência para os sinais de tensão monitorados, uma vez que os eventos nominais formam uma circunferência em N -dimensões devido ao comportamento do fasor do sinal de tensão. Pode-se definir \mathbf{c} por:

$$\mathbf{c} = [0 \ 0 \ 0 \dots 0_N], \quad (3)$$

em que N representa o número de amostras da janela de sinal monitorado, conforme definido na seção anterior.

Considerando-se uma representação em 3D (Fig. 1), formada pelas amostras de número 30, 60 e 120 dos sinais nominais ($x[30]$, $x[60]$ e $x[120]$), observa-se, claramente, que os sinais elétricos, com fase variando de -180° a $+180^\circ$, constituem um círculo no espaço, cujo centro é o ponto multidimensional \mathbf{c} , conforme (3). Dessa forma, calculando-se a distância (D) de diferentes sinais nominais até a origem desse espaço, pode-se afirmar que um sinal sem distúrbio terá o mesmo valor D , independente da sua fase:

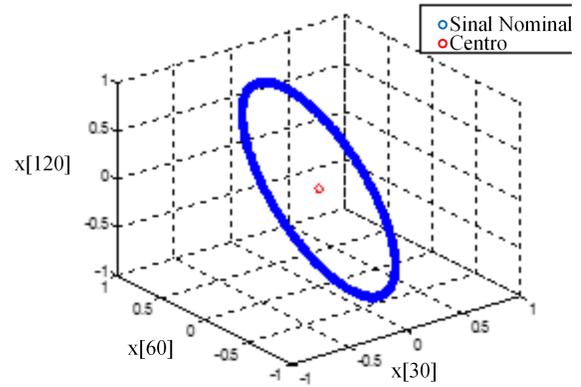


Fig. 1. Representação do espaço característico da classe de sinais nominais.

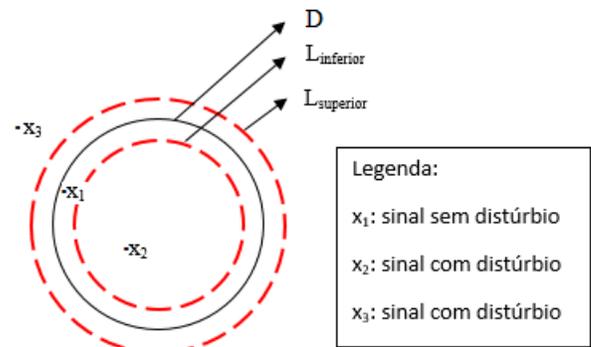


Fig. 2. Limiares em torno da circunferência que modela um sinal nominal.

$$D(\mathbf{v}, \mathbf{c}) = E \left\{ \|\mathbf{v} - \mathbf{c}\|^2 \right\}, \quad (4)$$

onde $E\{\cdot\}$ é o operador esperança, $\mathbf{v} = [v[1] \ v[2] \ \dots \ v[N]]$ e $\mathbf{c} = [c[1] \ c[2] \ \dots \ c[N]]$ são os vetores das amostras do sinal de tensão monitorado e do centro, respectivamente.

Na fase operacional do método proposto calcula-se o quadrado da distância euclidiana do sinal monitorado até o centro (ponto multidimensional \mathbf{c}), conforme (3), e verifica-se se o valor da distância obtida está dentro do intervalo definido por um par de limites (superior e inferior) previamente definidos na etapa de projeto do método. Portanto, o projeto do método proposto consiste em definir os limites superior e inferior, que pode ser realizado considerando apenas os sinais de tensão nominais. Em outras palavras, o projeto do método proposto requer um conhecimento muito limitado das classes de distúrbios envolvidas.

Este par de limiares define uma região fechada em torno da circunferência que modela os sinais nominais, conforme ilustra a Fig. 2, de forma que os eventos dentro desta região são considerados como eventos nominais (relacionados à operação nominal do sistema) e eventos fora desta região são referidos como eventos anormais, ou seja, distúrbios elétricos.

Para o método proposto, duas abordagens foram consideradas:

- Abordagem A): utiliza uma distância do sinal nominal à origem do espaço multidimensional fixa e os limites superior e inferior também fixos, definidos por um banco de sinais nominais com SNR de 60dB (sinais de treinamento) e;
- Abordagem B): utiliza uma distância e limites superior e inferior ajustados para cada nível de SNR considerada neste trabalho.

Matematicamente, o processo de detecção de distúrbios de QEE é definido por:

$$se \quad L_{inferior} \leq D \leq L_{superior}, \quad \mathbf{v} \in \omega_0 \quad (5)$$

$$senão \quad \mathbf{v} \in \omega_1 \quad (6)$$

em que D representa o valor do quadrado da distância euclidiana do sinal monitorado até o centro, conforme (4), $L_{inferior}$ e $L_{superior}$ são os limites inferior e superior definidos na fase de projeto do método, ω_0 e ω_1 são classes de sinal relacionadas às hipóteses H_0 e H_1 , respectivamente, de acordo com as formulações (1) e (2).

É importante mencionar que o parâmetro de distância pode ser usado como um índice geral de qualidade de energia, medindo o quanto o sinal monitorado é desviado de um sinal nominal, ou seja, quanto maior é a distância, maior é o nível de perturbação no sinal monitorado. Esta abordagem é consistente com a definição básica de QEE, que mede o desvio do sinal elétrico a partir de uma forma de onda senoidal perfeita (tensão e frequência nominais).

Vários índices de QEE foram propostos na literatura [14] e a maioria dos métodos no domínio de frequência são baseados na Transformada de Fourier. Outros índices de QEE no domínio da frequência incluem Distorsão Harmônica Total (THD), Distorsão Total de Demanda (TDD) e Índice de Distorsão (DIN) [15]. No domínio do tempo, os índices de QEE mais comuns são baseados no valor RMS, Fator de Forma e Fator de Crista. Geralmente, a maioria deles é projetada para um número limitado e específico de distúrbios, e pode ser usado erroneamente em outros casos. Diferentemente desses índices, o índice proposto é um índice geral que pode ser usado para mensurar qualquer tipo de perturbação no sinal monitorado.

A. Base de Dados

Para avaliação de desempenho, sinais de tensão sintéticos foram gerados com uma frequência de amostragem igual a 15.360 Hz. Seis classes de distúrbios foram consideradas: harmônicos, afundamentos de tensão, elevação de tensão, interrupções, transitórios oscilatórios, transitórios impulsivos e *notches*. Um total de 500 eventos foi gerado para cada classe de distúrbios, e 500 sinais foram gerados sem distúrbios (classe de sinais nominais). Os sinais foram gerados com um ruído branco Gaussiano aditivo a SNRs (*Signal-to-noise ratio*) de 60dB, 50dB, 40dB, 30dB e 25dB. Metade dos dados foi usada para o projeto do método e a outra metade para a avaliação de desempenho.

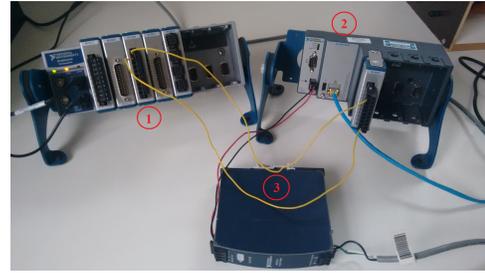


Fig. 3. Sistema de aquisição: 1- NI CompactDAQ 9178 com módulo de saída analógico NI9263, 2- CompactRIO 9076 com módulo de entrada analógico NI9201, 3- Fonte de alimentação CompactRIO.

A fim de avaliar o desempenho do método para sinais reais, 60 formas de onda de distúrbios na tensão foram apresentadas ao método. Estes sinais foram fornecidos pelo grupo de trabalho do IEEE (P1159.3) [16].

B. Implementação do Método

Para analisar o desempenho do método proposto para o processamento em tempo real, foi usado um *hardware* da National Instruments da linha CompactRIO (modelo 9076) e um módulo de entrada analógico NI9201. O sistema de aquisição foi desenvolvido na plataforma LabVIEW (versão Professional 2011).

Para enviar amostras do banco de dados (sinais simulados e reais) ao sistema de aquisição, utiliza-se o *chassi* NiDAQ-9178 através do módulo de saída analógica NI9263. Este *chassi* comunica com o computador via USB e sua configuração é feita por uma rotina no LabVIEW. O módulo sempre processa 1536 pontos do arquivo de dados a uma taxa de 15,36kHz, garantindo que a onda entregue ao sistema de aquisição (detector) tenha uma frequência fundamental de 60 Hz com 6 ciclos completos de 256 pontos cada. A Fig. 3 ilustra a configuração do experimento.

O sistema de aquisição foi criado com base nas recomendações práticas do Labview fornecidas pela equipe National Instruments [17], que dividem o projeto em três *targets* FPGA, *Real Time Target* (RT) e *Remote Machine*, como mostrado na Fig. 4.

A aquisição foi executada pelo módulo NI9201 que possui um conversor interno analógico digital do tipo SAR (*Successive Approximation Register*) acoplado ao *chassi* do núcleo de FPGA da compactRio. O Virtual Instrument (VI) desenvolvido no FPGA utiliza uma FIFO (*First In, First Out*) do tipo DMA (*Direct Memory Access*) para enfileirar os dados provenientes da aquisição controlando a frequência de amostragem a uma taxa de 15,36kHz com o intuito de respaldar qualquer possível perda de comunicação entre o módulo e o FPGA. Os dados são transferidos para o *Real Time Target* via PCI BUS (*Peripheral Component Interconnect Bus*) como mostrado na Fig.5.

O *Real Time Target* foi programado através de um VI desenvolvido para comunicar-se com o FPGA *target*. Esse VI é responsável pelo ajuste de alguns parâmetros tais como a profundidade da FIFO e a quantidade de amostras a serem lidas.

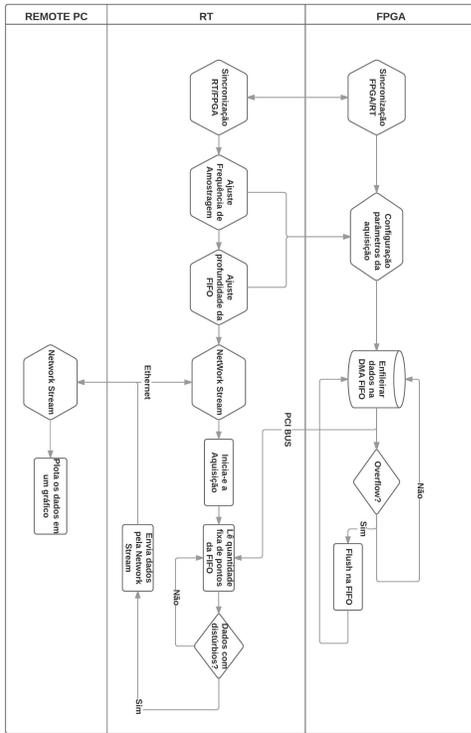


Fig. 4. Fluxograma do algoritmo de aquisição.

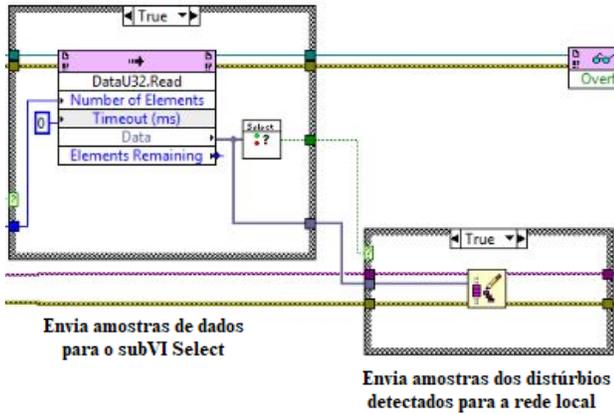


Fig. 5. Rotina do LabVIEW que comunica com o SubVI Select e envia as amostras de distúrbios.

Foi desenvolvido também um sistema de *flush* para, caso ocorra um possível *overflow*, o sistema responda automaticamente esvaziando a fila e reiniciando a aquisição, garantindo assim uma aquisição intermitente via *software*.

Para aplicação do método proposto foi criado um SubVI chamado Select como mostrado na Fig.5. O SubVI Select executa o método proposto na abordagem B, apresentado na Fig.6, permitindo apenas o envio das janelas que contêm distúrbios, através da *Network Stream* que baseia-se em uma comunicação ethernet. Isso permite que o usuário, especialista em QEE possa acompanhar o monitoramento do sistema elétrico de qualquer ponto que tenha acesso à rede local.

Como visto na Fig.6, a abordagem proposta consiste em calcular o quadrado da distância euclidiana de cada ciclo de

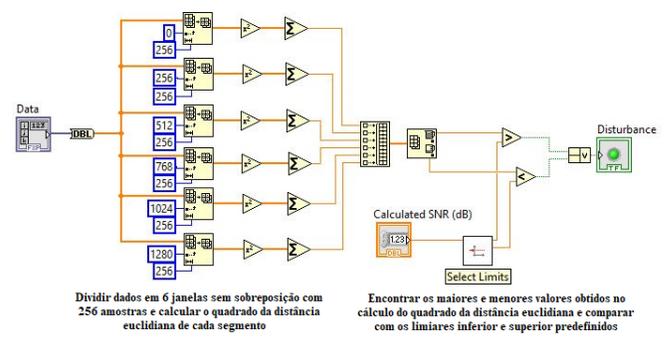


Fig. 6. SubVI *Select*: Detecção de distúrbios usando o quadrado da distância euclidiana. Na abordagem A os limites selecionados são fixos e na abordagem B os limites são estabelecidos pelo SubVI *Select Limits*, Fig. 7.

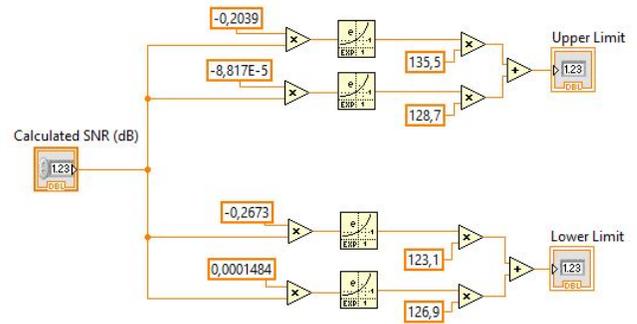


Fig. 7. SubVI *Select Limits* que define os limites superior e inferior para a abordagem B.

256 pontos até a origem (3). Portanto, o algoritmo é executado seis vezes considerando dados com 1536 pontos.

As distâncias são salvas em uma matriz e os valores maiores e menores são selecionados. Estes valores são comparados com os limites especificados pelas abordagens A (limites fixos) ou B (a rotina mostrada na Fig. 7). O último calcula os limites superior e inferior baseando-se na SNR do sinal e implementa as seguintes equações:

$$L_{superior} = 44.13e^{-0.1237x} + 128.4e^{-4.935 \times 10^{-5}x} \quad (7)$$

$$L_{inferior} = 11.01e^{0.01151x} + 135.6e^{0.001668x} \quad (8)$$

onde x é a SNR do sinal monitorado em decibéis. Finalmente, dependendo da medida do quadrado da distância euclidiana, a variável booleana “Disturbance” (Fig. 6) se tornará verdadeira ou falsa, detectando ou não uma perturbação.

III. RESULTADOS

A Fig. 8 mostra a média e o desvio padrão do quadrado das distâncias euclidianas dos eventos nominais ao centro (ponto multidimensional e) para cada SNR considerado. Tanto a distância quanto o desvio padrão tendem a se estabilizar ao aumentar a SNR.

Para projetar o detector de distúrbios proposto, os limites superior e inferior foram definidos em termos da média e do

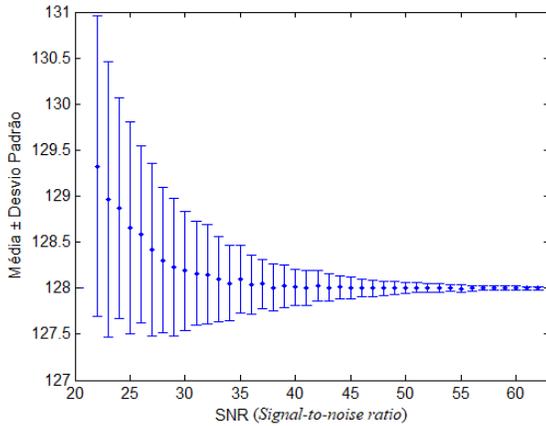


Fig. 8. Valores de média \pm desvio padrão do quadrado da distância euclidiana dos eventos nominais até a origem, ponto multidimensional c , em função da SNR.

desvio padrão do quadrado da distância euclidiana dos eventos nominais até a origem, para cada SNR. Para implementar esses limites em um dispositivo FPGA, foram utilizadas as aproximações descritas em (7) e (8). Essas aproximações foram obtidas usando regressão exponencial.

Na prática, já que os sistemas elétricos estão sujeitos a variações de SNR devido a interferências que podem ser causadas por diversas fontes, o ideal seria monitorar a relação SNR e ajustar o valor dos limites (superior e inferior) de acordo com as variações da SNR. A Tabela I mostra o desempenho das abordagens propostas e do método apresentado em [7], para sinais simulados, em função das taxas de probabilidade de detecção (P_d) e probabilidade de falso alarme (P_f). Esses resultados simulados foram realizados usando o *software* MatLab. Observa-se que a abordagem A mostrou altas taxas de falso alarme para SNR inferior a 60dB. A abordagem B apresentou melhores resultados com menores taxas de falso alarme em comparação com a abordagem A. Para SNR de 60dB, ambas as abordagens propostas apresentaram resultados semelhantes ao método MMF. Para SNR de 50dB, apenas a aproximação B apresentou resultados semelhantes ao método MMF com zero falso alarme. Para níveis mais altos de ruído, SNR igual a 25dB, a abordagem proposta B apresentou as menores taxas de falso alarme seguido de uma probabilidade de detecção de 90,3 %.

De acordo com [18], a SNR de sinais de tensão em sistemas de energia varia, na prática, de 50dB a 70dB. Os resultados da Tabela I mostram que, nessa faixa de ruído, o método proposto atinge boas taxas de detecção.

A. Resultados para Sinais Reais

O desempenho do método proposto para sinais reais foi de 100%, de modo que foram detectadas todas as 60 formas de onda de distúrbios na tensão. O método apresentado em [7] não foi aplicado ao banco de sinais reais, visto que o mesmo utiliza um filtro digital como pré-processamento para eliminar a componente fundamental do sinal de tensão e este filtro gera um transitório que influencia na detecção dos distúrbios,

TABELA I
DESEMPENHO DE DETECÇÃO DE DISTÚRBIOS EM % PARA SINAIS SIMULADOS

Métodos	SNR (dB)					
	60	50	40	30	25	
Abordagem A	DP	99.4	97.7	97.7	99.8	99.9
	PF	0.0	23.8	73.2	88.8	94.6
Abordagem B	DP	99.4	99.3	99.2	97.4	90.3
	PF	0.0	0.0	6.4	8.0	10.0
MMF [6]	DP	99.5	99.5	99.5	99.5	99.5
	PF	0.0	0.0	2.5	2.5	99.5

levando a resultados errôneos. O transitório não pôde ser eliminado devido ao número de amostras limitado dos sinais do banco IEEE.

Ressalta-se que, em termos de complexidade computacional, o método proposto apresenta reduzida complexidade, visto que não requer pré-processamento, como filtragem. O método requer apenas o cálculo do quadrado da distância euclidiana entre dois pontos, o que favorece sua implementação em tempo real, por exemplo, em plataformas DSP (*Digital Signal Processor*).

B. Resultados para o Sistema de Aquisição

Devido ao ruído aditivo encontrado quando o sistema de aquisição de dados reais foi implementado, os experimentos foram realizados usando sinais com SNR abaixo de 40dB. Deve ficar claro que, embora os mesmos sinais simulados apresentados na Seção IV tenham sido aplicados ao sistema de aquisição de dados desenvolvido, os resultados aqui alcançados são diferentes. Tabela II mostra o desempenho do método proposto para os sinais simulados quando reproduzidos pela configuração experimental, em termos de taxas de probabilidade de detecção (P_d) e probabilidade de falso alarme (P_f). No sistema de aquisição, apenas a abordagem B foi implementada conforme descrito na Seção V. Pode-se ver que altas taxas de P_d foram alcançadas com um P_f de 10% para o SNR igual a 25dB.

TABELA II
DESEMPENHO DE DETECÇÃO DE DISTÚRBIOS EM % PARA O SISTEMA DE AQUISIÇÃO (SINAIS SIMULADOS)

	SNR (dB)		
	40	30	25
DP	100	97.1	97.1
PF	0.0	0.0	10.0

Os sinais reais fornecidos pelo grupo do IEEE (P1159.3) [16] também foram processados pelo sistema de aquisição. Um SNR de 40dB foi estimado para esses sinais. Em seguida, usando limites superior e inferior definidos pelas aproximações descritas em (6) e (7), obteve-se uma taxa de probabilidade de detecção de 100% para esses sinais.

IV. CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo desenvolver um método de detecção de distúrbios elétricos em sistemas de potência. O método faz uso inovador de um espaço multidimensional de

dados, onde a circunferência formada pelos sinais nominais em d dimensões foi explorada. Além disso, apenas um recurso é usado para detecção, o quadrado da distância euclidiana do sinal monitorado até o centro dessa circunferência.

Além de ser usado para detecção de distúrbios, esse parâmetro de distância pode ser muito útil para quantificar a severidade do distúrbio ocorrido. Esta distância fornece uma medida do desvio de uma forma de onda de tensão a partir do sinal de tensão ideal (nominal), fornecendo um índice de QEE geral. Diante das inevitáveis mudanças que ocorrem no sistema elétrico, e considerando o surgimento desta nova configuração de rede, as redes inteligentes, um novo índice de QEE para verificar a energia gerada e injetada no sistema elétrico por diferentes fontes pode ser bastante útil.

O método apresentou bons resultados na detecção de distúrbios em geral, porém, mostrou ser afetado pelo nível de ruído presente no sinal processado. Uma alternativa para melhorar o desempenho do método proposto para variações de SNR no sinal monitorado seria usar um estimador de SNR como pré-processamento e adaptar os limites (superior e inferior) do detector de acordo com a SNR estimada automaticamente pelas relações (7) e (8).

As vantagens do método proposto são: (i) reduzida a complexidade computacional na fase operacional. O método requer apenas o cálculo do quadrado da distância euclidiana do sinal monitorado até um ponto multidimensional e o compara com dois limites predeterminados. Foi possível implementar este método em um sistema real baseado em FPGA de forma satisfatória; (ii) o parâmetro de distância pode ser usado como um índice geral de qualidade de energia, pois quantifica quanto o sinal monitorado é desviado de um sinal nominal; (iii) o projeto do método proposto requer um conhecimento muito limitado das classes de distúrbios, uma vez que é necessário apenas definir os limites superior e inferior, o que pode ser realizado considerando apenas os sinais de tensão nominal. Como consequência, se um novo tipo de distúrbio for considerado ou esperado, não é necessário reprojeter o método. Estas vantagens do método são bastante positivas no atual cenário das redes inteligentes, onde o fluxo de informações é intenso, o uso de métodos cada vez mais rápidos é requerido e a preocupação com a qualidade de energia é crescente.

Para futuros trabalhos, os autores pretendem explorar as distâncias dos eventos para o ponto multidimensional como característica para a classificação de distúrbios.

AGRADECIMIENTOS

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), à Fundação de Amparo à Pesquisa de MG (FAPEMIG), e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio e suporte financeiro.

REFERÊNCIAS

[1] P. F. Ribeiro, C. A. Duque, P. M. Ribeiro, and A. S. Cerqueira, *Power systems signal processing for smart grids*. John Wiley & Sons, 2013.

- [2] K. Thirumala, S. P. Maganuru, T. Jain, and A. Umarikar, "Tunable-q wavelet transform and dual multiclass svm for online automatic detection of power quality disturbances," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2016.
- [3] S. G. K. S. Monisha and M. Rivera, "Nete methodologies of energy management and control in microgrid," *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, vol. 17, no. 9, pp. 2345–2353, 2018.
- [4] B. H. G. Barbosa and D. D. Ferreira, "Classification of multiple and single power quality disturbances using a decision tree-based approach," *Journal of Control Automation and Electrical Systems*, vol. 24, pp. 638–648, 2013.
- [5] D. D. Ferreira, J. M. de Seixas, C. A. Duque, A. S. Cerqueira, and P. F. Ribeiro, "A direct approach for disturbance detection based on principal curves," in *Harmonics and Quality of Power (ICHQP), 2014 IEEE 16th International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 747–751.
- [6] S. Samantaray, P. ACHLERKAR, and M. S. Manikandan, "Variational mode decomposition and decision tree based detection and classification of powerquality disturbances in grid-connected distributed generation system," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2016.
- [7] T. Radil, P. M. Ramos, F. M. Janeiro, and A. C. Serra, "Pq monitoring system for real-time detection and classification of disturbances in a single-phase power system," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 57, no. 8, pp. 1725–1733, 2008.
- [8] C. A. G. Marques, D. D. Ferreira, L. R. Freitas, C. A. Duque, and M. V. Ribeiro, "Improved disturbance detection technique for power-quality analysis," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 26, no. 2, pp. 1286–1287, April 2011.
- [9] K. Thirumala, S. P. Maganuru, T. Jain, and A. Umarikar, "Tunable-q wavelet transform and dual multiclass svm for online automatic detection of power quality disturbances," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2016.
- [10] S. Mishra, C. N. Bhende, and B. K. Panigrahi, "Detection and classification of power quality disturbances using s-transform and probabilistic neural network," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 23, no. 1, pp. 280–287, Jan 2008.
- [11] E. A. Nagata, D. D. Ferreira, and C. A. Duque, "Ica-based method for power quality disturbance detection," in *2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, Oct 2016, pp. 412–417.
- [12] S. Kamble and I. Dupare, "Detection of power quality disturbances using wavelet transform and artificial neural network," in *2014 Annual International Conference on Emerging Research Areas: Magnetics, Machines and Drives (AICERA/iCMMD)*, July 2014, pp. 1–5.
- [13] O. P. Mahelan, A. G. Shaik, and N. Gupta, "A critical review of detection and classification of power quality events," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 41, pp. 495–505, 2015.
- [14] D. D. Ferreira, J. M. de Seixas, A. S. Cerqueira, C. A. Duque, M. H. Bollen, and P. F. Ribeiro, "A new power quality deviation index based on principal curves," *Electric Power Systems Research*, vol. 125, pp. 8–14, 2015.
- [15] Y.-J. Shin, E. J. Powers, M. Grady, and A. Arapostathis, "Power quality indices for transient disturbances," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 21, no. 1, pp. 253–261, 2006.
- [16] IEEE, "Power Quality Data of the IEEE P1159.3 Task Force," <http://groupieee.org/groups/1159/3/docs.html>, this reference was last accessed is 10/12/2012.
- [17] N. Instruments, *NI LabVIEW for CompactRIO Developer's Guide*, 2012, recommended LabVIEW Architectures and Development Practices for Control and Monitoring Applications.
- [18] J. J. Tomić, M. D. Kušljević, and V. V. Vujičić, "A new power system digital harmonic analyzer," *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 22, no. 2, pp. 772–780, 2007.



Thais M. Mendes She received the B.Sc. degree in Control and Automation Engineering, and the M.Sc. in Control and Systems Engineering from the Federal University of Lavras, in 2015, and 2017, respectively. She is currently pursuing her Ph.D in Electrical Engineering at the Federal University of Juiz de Fora. Her research interests include computational intelligence, signal processing and electrical power quality.



Euler R. S. Faria Euler R. S. Faria is graduated in Control and Automation Engineering at Federal University of Lavras. He is certified as LabVIEW Associate Developer. He published two articles in the Brazilian Congress Automatic 2016 with papers related to power quality. He was a student researcher at Stony Brook University - NY with a project involving acquisition system of biomedical signals using LabVIEW.

Lucas A. V. Perle Lucas A. V. Perle received the B.Sc. degree in Control and Automation Engineering from Federal University of Lavras in 2015. His researches involved computational intelligence, signal processing and electrical power quality. He is currently a technical course lecturer at Centro Paula Souza, Brazil.



Eduardo G. Ribeiro Eduardo G. Ribeiro is an undergraduate student at Federal University of Lavras – Brazil, coursing Control and Automation Engineering. His researches involves the developing of remote laboratories for Physics and, principally, the developing of automatic systems for detection and classification of power quality disturbances using computational intelligence and statistical signal processing.



Danton D. Ferreira He is graduated in Electrical Engineering (2005) from the Federal University of São João del-Rei, M.Sc. in Electrical Engineering (2007) from the Federal University of Juiz de Fora and Ph.D. in Electrical Engineering (2010) from the Federal University of Rio de Janeiro/COPPE. He made his postdoc at the Federal University of Juiz de Fora (2013-2014) where he developed signal processing techniques for smart grids. He is currently Adjunct Professor at the Federal University of Lavras, Minas Gerais, Brazil. He works in Electrical Engineering with emphasis on computational intelligence, signal processing and electrical power quality.



Bruno H. G. Barbosa He received the B.Sc. degree in Control and Automation Engineering, and the M.Sc. and Ph.D. degrees in Electrical Engineering from the Federal University of Minas Gerais, Brazil, in 2003, 2006, and 2009, respectively. He is currently Associate Professor of the Engineering Department of the Federal University of Lavras, Brazil, where he heads the Modeling, Control and Automation Research Group. His research interests include computational intelligence techniques, such as Neural Networks and Evolutionary Algorithms, for solving real world engineering problems. These have included identification of non-linear dynamical systems, development of soft sensors, pattern recognition, systems control and optimization.

Carlos A. Duque Carlos A. Duque (SM'14) received the B.S. degree in electrical engineering from the Federal University of Juiz de Fora (UFJF), Juiz de Fora, Brazil, in 1986, and the M.Sc. and Ph.D. degrees in electrical engineering from the Catholic University of Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brazil, in 1990 and 1997, respectively. Since 1989, he has been a Professor with the Electrical Engineering Faculty, UFJF. During 2007–2008, he was a Visiting Researcher with the Centre for Advanced Power Systems (CAPS), Florida State University, Tallahassee, FL, USA. His major works are in the area of signal processing for power systems. Currently, he is the head of the Research Group of Signal Processing Applied to Power Systems, UFJF and Associate Researcher of the Brazil National Institute of Energy. He has written more than 200 peer-reviewed papers and chapters of technical books. He is co-author of the book *Power Systems Signal Processing for Smart Grid*, Wiley 2014.