

DETECÇÃO DE DISTÚRBIOS DE AFUNDAMENTO DE TENSÃO

ANA CHRISTINA ALMADA CAMPOS*, ADRIANO SILVA VALE CARDOSO*, MARIANA GENY MOREIRA*

*Centro de Estudos em Engenharia Eletrônica e Automação - CELTA
Universidade Federal de São João Del-Rei - UFSJ

Emails: anachristinaac@gmail.com, adrianosvc@ufsj.edu.br, marianageny@ufsj.edu.br

Abstract— Power quality has become an interesting topic of concern in the last few years, mostly due to financial losses caused by malfunction of electronics equipments and devices. Among many problems classified as power quality disturbances, voltage sags are of fundamental importance for the electrical system's monitoring and control. This paper aims to evaluate the performance of three classic techniques for voltage sags detection in presence of noise. The results presented by those methods, assessed by the software MATLAB, proved to be quite effective, especially for signal-to-noise ratio greater than 20 dB.

Keywords— Power quality, sag, detection.

Resumo— A preocupação com a qualidade da energia elétrica entregue aos consumidores tem crescido ao longo dos últimos anos devido, principalmente, aos prejuízos financeiros provocados pelo mau funcionamento de equipamentos e dispositivos eletrônicos inseridos no novo conceito de distribuição *smart grid*. Dentre muitos problemas classificados como distúrbios da qualidade de energia, os afundamentos de tensão são de fundamental importância para o monitoramento e controle do sistema elétrico. Este trabalho tem como proposta avaliar o desempenho de três técnicas clássicas para detecção de afundamentos de tensão na presença de ruído. Os resultados apresentados pelos métodos, avaliados por meio do *software* MATLAB, se mostraram bastante eficientes, especialmente para relações sinal-ruído maiores que 20 dB.

Palavras-chave— Qualidade de energia elétrica, afundamento de tensão, detecção.

1 Introdução

A preocupação com a qualidade de energia elétrica (QEE) cresce e se faz, a cada dia, mais presente no cotidiano de engenheiros, concessionárias, empresas e pesquisadores, que trabalham com o conceito de redes inteligentes ou *smart grids*. O termo qualidade de energia elétrica refere-se a quanto o sinal de tensão entregue à carga desvia-se de sua forma de onda ideal, um sinal senoidal, com frequência fundamental igual a 60Hz e sem alteração da tensão nominal (Bollen and Gu, 2006; Dugan et al., 2004; Sankaran, 2002).

Problemas com a qualidade de energia podem provocar mau funcionamento e redução da vida útil de equipamentos e dispositivos, o que provoca um impacto econômico bastante significativo tanto para empresas e parques industriais como para os consumidores domésticos (Bollen and Gu, 2006; Dugan et al., 2004; Sankaran, 2002).

Dentre os distúrbios de QEE mais comuns destaca-se o afundamento de tensão (*voltage sag*) (Bollen and Gu, 2006; Dugan et al., 2004; Sankaran, 2002). Afundamentos de tensão são definidos como uma redução da tensão média quadrática do sinal com duração entre 0,5 ciclo do sinal e 1 minuto. Essa redução pode variar entre 10% e 90% da tensão nominal, ou seja, considerando um sinal normalizado, entre 0.1 p.u. e 0.9 p.u. (Bollen and Gu, 2006; Dugan et al., 2004; Sankaran, 2002). A Figura 1 mostra um exemplo de afundamento de tensão para um sinal com relação sinal-ruído SNR = 15dB.

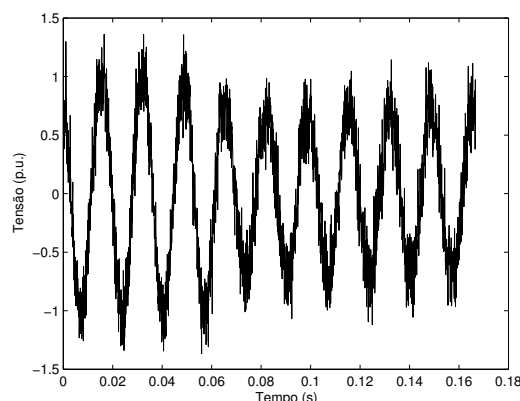


Figura 1: Exemplo de afundamento de tensão para um sinal com relação sinal-ruído de 15dB.

A detecção de distúrbios como o *voltage sag* é de importância crucial para o monitoramento e controle do sistema elétrico. Uma detecção precisa e ágil possibilita a inserção de compensadores que podem amenizar os prejuízos aos equipamentos conectados à rede elétrica.

Muitas técnicas foram propostas a fim de detectar distúrbios de afundamento de tensão. Algumas são baseadas em transformadas de Fourier, em transformadas *wavelet* e em filtros de vários tipos, incluindo filtro de Kalman. Outras envolvem valores *RMS*, de pico, de ausência de sinal ou de controle de histerese (Gu and Styvaktakis, 1996; Bollen et al., 2007; Naidoo and Pillay, 2007; Wan et al., 2010; Moschitta et al., 2012; Ingale and Tawade, 2013).

Cada uma das t cnicas propostas na literatura possui vantagens e limita  es com rela  o   efici ncia computacional,   precis o da detec  o ou quanto ao tempo de execu  o (algumas aplica  es s o em tempo real).

O presente trabalho tem como objetivo a an lise matem tica e a implementa  o computacional de tr s t cnicas cl ssicas de detec  o de dist rbios de afundamento de tens o: m todo de avalia  o de valor *RMS* (*RMS Value Evaluation Method*), m todo de avalia  o de valor de pico (*Peak Value Evaluation Method*) e aplica  o de filtros casados (*Matched Filters*). Os resultados obtidos possibilitam a identifica  o de alguns de seus pontos fortes e fracos, para que sejam analisados de acordo com a necessidade da aplica  o. O processo de monitoramento da qualidade de energia se inicia com uma detec  o adequada, para depois evoluir para corre  o e mitiga  o dos efeitos.

2 M todos

Para que o monitoramento da qualidade da energia el trica seja eficiente, seus detectores devem atuar no menor intervalo de tempo poss vel. Como os sinais s o teoricamente infinitos, uma janela de observa  o normalmente   definida para atua  o. Quanto menor a janela de observa  o necess ria para uma an lise correta, melhor o detector.

Al m disso, sabe-se que os sinais de energia el trica s o afetados por ru dos, que podem se originar, por exemplo, de interfer ncias magn ticas de diferentes fontes ou aterramento impr prio (De Almeida et al., 2003). Para que sejam levadas em considera  o tais contamina  es, os sinais sintetizados para testes e treinos dos detectores foram contaminados com ru do branco gaussiano de rela  o sinal-ru do (SNR) de 5dB a 60dB.

2.1 O m todo de avalia  o de valor *RMS*

O m todo *RMS*   definido para sinais peri dicos, embora seja empregado para extrair valores de tens o de medidas n o peri dicas. Esses valores s o utilizados para detectar alguns dist rbios de qualidade de energia, dentre eles, afundamentos de tens o (Bollen and Gu, 2006). Por m, o m todo *RMS* tem como desvantagem n o ser capaz de diferenciar frequ ncias fundamentais daquelas que s o harm nicas ou de ru dos (Ingale and Tawade, 2013). Na se  o 2.4 ser  proposta uma maneira de detectar ru dos de alta frequ ncia presentes no sinal. A equa  o (1)   utilizada para calcular a tens o *RMS* de um sinal de pot ncia com N amostras (Gu and Styvaktakis, 1996; Bollen et al., 2007; Naidoo and Pillay, 2007; Wan et al., 2010; Moschitta et al., 2012; Ingale and Tawade, 2013).

$$V_{rms}[k] = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{n=n_0}^{n_0+N-1} V^2(n)}, \quad (1)$$

para a qual $V_{rms}[k]$ denota a tens o em fun  o do tempo, amostrada em $t_n = n\Delta t$, $k = (1, 2, \dots, N)$ e $n = (0, 1, 2, \dots, N)$.

Os valores *RMS* podem ser calculados para cada instante de tempo amostrado mas, normalmente, seus valores s o atualizados a cada ciclo ou a cada η ciclos (Gu and Styvaktakis, 1996).

Se as formas de onda de tens o s o ideais, sim tricas e peri dicas, ent o a tens o *RMS* ser  id ntica para cada m ltiplo da janela de meio ciclo. No entanto, quando existem distor  es no sinal o tamanho da janela N afeta, significativamente, o c lculo do *RMS*. O detector decide pela exist ncia de dist rbio se o valor calculado for menor que um limite e uma margem de erro previamente definidos.

2.2 M todo de avalia  o do valor de pico

A tens o de pico do sinal, calculada a partir da equa  o (2), tamb m pode ser utilizada para detec  o de afundamentos de tens o (Gu and Styvaktakis, 1996; Bollen et al., 2007; Naidoo and Pillay, 2007; Wan et al., 2010; Moschitta et al., 2012; Ingale and Tawade, 2013).

$$V_{pico} = \max |V[n - \tau]|, \quad 0 < \tau < N - 1, \quad (2)$$

para a qual $V[n]$ representa o sinal discreto (ou amostrado) em estudo e n denota o m ltiplo da metade do ciclo do sinal.

Da mesma maneira que para o m todo de avalia  o da tens o *RMS*, se as formas de onda de tens o s o ideais, sim tricas e peri dicas, ent o a tens o de pico ser  id ntica para cada m ltiplo da janela de meio ciclo. Quando existem distor  es no sinal o valor de pico sofrer  altera  es pass veis de identifica  o. Novamente, o dist rbio   sinalizado quando o c lculo resulta em um valor menor que um limite e uma margem de erro preestabelecidos.

2.3 Filtros casados

Considerando o problema de detec  o proposto, utiliza-se o m todo de Neyman-Pearson (NP) juntamente com o teste estat stico baseado no risco Bayesiano (Kay, 1993). Desse modo, se

$$x[n] = s[n] + w[n], \quad n = 0, \dots, N - 1, \quad (3)$$

para a qual $x[n]$ representa o sinal em estudo, $s[n]$ denota um sinal de refer ncia e $w[n]$ descreve o ru do presente no sinal, ent o o detector   dado por

$$\sum_{n=0}^{N-1} x[n]s[n] \begin{cases} > \gamma' \\ < \gamma' \end{cases} \quad (4)$$

para a qual γ' representa a energia do sinal e $\sum_{n=0}^{N-1} x[n]s[n]$ denota a razão de verossimilhança para o problema proposto. Se a razão de verossimilhança for maior que a energia do sinal ou menor que o limite inferior estabelecido, indica-se a existência de distúrbio. O limite superior sempre será a energia do sinal de referência, enquanto o inferior é uma porcentagem desta. A energia de referência é calculada a cada execução do detector. Ao variar o limite inferior, é possível notar grande diferença no desempenho do detector. Se diminuirmos o valor aceitável de queda da energia, aumenta-se consideravelmente o número de falsos alarmes, e se aumentarmos, o número de erros aumenta.

O detector descrito por (4) também é conhecido como detector correlator, pois realiza a correlação entre o sinal de interesse e uma réplica de referência. Outra interpretação para este detector consiste em entender o processo de correlação como o efeito de um filtro FIR sobre os dados.

2.4 Estimador de SNR

Na detecção de distúrbios é importante que o detector seja capaz de lidar com o ruído presente no sinal de análise. Para que isso seja possível, é necessário que o método conheça a SNR a qual o sinal está submetido, para que consiga se adequar a ela e realizar a detecção de forma eficiente.

O estimador de SNR se baseia em um filtro *notch* que rejeita a frequência nominal do sinal (60Hz). A saída do filtro, composta apenas pelo ruído presente no sinal de entrada, é então analisada para determinação da SNR, através da sua potência (5), e depois convertida para decibéis.

$$P_{media} = \frac{\sum ruidos^2}{n} \quad (5)$$

3 Resultados

O *software* MATLAB foi utilizado para gerar um banco de dados contendo 24000 sinais sintéticos que serão objetos de estudo das técnicas descritas na seção 2. Desses, metade são sinais fundamentais, ou seja, com amplitude e frequência nominais, 1 p.u. e 60 Hz respectivamente, e os demais 12000 sinais possuem distúrbio do tipo *sag*. As amplitudes dos distúrbios são distribuídas aleatoriamente no conjunto de sinais e variam entre 30% e 90% da amplitude nominal do sinal. Todos os sinais, com e sem distúrbio, possuem relação sinal-ruído entre 5 dB e 60 dB e frequência de amostragem de 15360 Hz ou 256 pontos por ciclo.

Os limites para os detectores foram definidos durante uma fase de treino e calibração dos

métodos e os valores calculados são diferentes para cada SNR, por isso foram gerados resultados para os métodos com adaptação, que alteram o limite de acordo com a SNR do sinal, e sem adaptação, usando apenas o limite para 30dB em qualquer sinal. Os testes com adaptação foram feitos com o valor da relação sinal-ruído sendo informada antes da execução do método, como parâmetro. Os resultados para os detectores de valor *RMS*, de pico e de filtros casados são mostrados nas tabelas 1 a 6. O desempenho dos detectores para SNR maiores que 30dB foi desprezado, já que, para sinais com menor influência de ruídos, os resultados tendem a melhorar.

	Acertos	Erros	Falsos Alarmes
5dB	99%	0	1%
10dB	99,5%	0,5%	0
15dB a 30dB	100%	0	0

Tabela 1: Desempenho do detector por avaliação de valor *RMS* (*RMS-Based Detector*) com adaptação, SNR como parâmetro e margem de erro de 0,5%.

	Acertos	Erros	Falsos Alarmes
5dB	74,5%	25,5%	0
10dB	95%	5%	0
15dB a 30dB	100%	0	0

Tabela 2: Desempenho do detector por avaliação de valor *RMS* (*RMS-Based Detector*) sem adaptação, SNR como parâmetro e margem de erro de 0,5%.

	Acertos	Erros	Falsos Alarmes
5dB	55%	0	45%
10dB	70%	1,5%	28,5%
15dB	87%	1%	12%
20dB	97%	3%	0
25dB	99,5%	0,5%	0
30dB	100%	0	0

Tabela 3: Desempenho do detector por avaliação de valor de pico (*Peak Voltage Detector*) com adaptação, SNR como parâmetro e margem de erro de 0,5%.

	Acertos	Erros	Falsos Alarmes
5dB	50%	50%	0
10dB	56,5%	43,5%	0
15dB	78%	22%	0
20dB	93,5%	6,5%	0
25dB	98,5%	1,5%	0
30dB	100%	0	0

Tabela 4: Desempenho do detector por avaliação de valor de pico (*Peak Voltage Detector*) sem adaptação, SNR como parâmetro e margem de erro de 0,5%.

O estimador foi implementado e testado separadamente, já que sua incorporação ao método de detecção é simples. Foram testados 100 sinais com *voltage sag* para cada SNR, os mesmos utilizados

	Acertos	Erros	Falsos Alarmes
5dB	94,5%	4%	1,5%
10dB	70%	1%	29%
15dB	85%	2,5%	12,5%
20dB	95%	5%	0
25dB	61,5%	0	38,5%
30dB	89,5%	1%	9,5%

Tabela 5: Desempenho do detector baseado em filtros casados (*Matched Filters Detector*) com adaptação e SNR como parâmetro.

	Acertos	Erros	Falsos Alarmes
5dB	50%	0	50%
10dB	50%	0	50%
15dB	51%	0	49%
20dB	97,5%	2,5%	0
25dB	96,5%	2,5%	1%
30dB	89,6%	1%	9,5%

Tabela 6: Desempenho do detector baseado em filtros casados (*Matched Filters Detector*) sem adaptação e SNR como parâmetro.

para os testes dos detectores. Os erros relativo e médio quadrático das estimativas foram calculados seguindo as equações 6 e 7. Os resultados obtidos para cada SNR são mostrados na tabela 7.

$$ER = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{SNR_{estimada} - SNR_{real}}{SNR_{real}} \right| \quad (6)$$

$$EMQ = \frac{\sum (SNR_{estimada} - SNR_{real})^2}{n} \quad (7)$$

	Erro relativo	Erro médio quadrático
5dB	14,80%	0,8
10dB	4,90%	0,5
15dB	2,60%	0,4
20dB	4,20%	1,5
25dB	10,52%	10,0
30dB	16,77%	35,4
35dB	24,17%	89,6
40dB	32,45%	189,8
45dB	40,69%	362,7
50dB	45,46%	544,5
55dB	51,60%	828,9
60dB	55,67%	1141,2

Tabela 7: Erros relativo e médio quadrático do estimador de SNR.

Além disso, durante os testes, observou-se que se a janela de observação é estendida, a estimativa melhora. A diferença nos erros relativos do estimador diante do aumento da janela de análise é ilustrada para sinais com SNR = 30dB na figura 2.

4 Discussão

A partir da comparação das tabelas 1 a 6, é possível extrair conclusões quanto aos detecto-

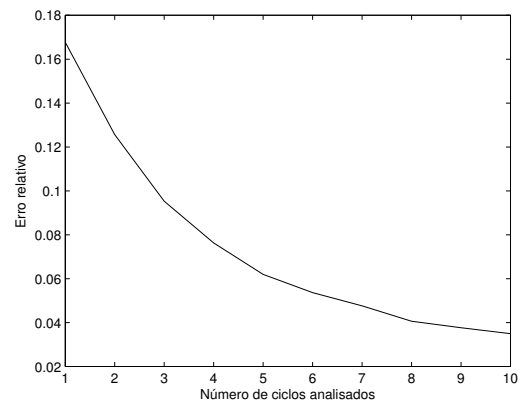


Figura 2: Variação do erro relativo do estimador para sinais de SNR = 30dB de acordo com o número de ciclos analisados.

res. Analisando a implementação de cada método, percebe-se que os detectores de valor *RMS* e de filtros casados demandam o mesmo esforço computacional, já que ambos realizam subsequentes operações de multiplicação, sendo que o primeiro apresenta resultados bastante superiores ao segundo. Já entre os detectores de *RMS* e de pico, nota-se maior diferença de desempenho apenas para taxas altas de ruído, porém o segundo exige computacionalmente bem menos que o primeiro, visto que operações de comparação são bem mais simples que de multiplicação.

Para os testes dos detectores sem adaptação, percebe-se queda no desempenho dos detectores de valor *RMS* e de pico, mas ambos ainda apresentam resultados satisfatórios para SNR altas.

Já o detector de filtros casados apresenta comportamento bastante diferente dos anteriores. Os resultados para o caso sem adaptação não podem ser generalizados como melhores ou piores. Tal fato pode ser explicado pela alta sensibilidade do detector ao seu limite inferior de decisão. Uma unidade de diferença na porcentagem do sinal usada como limite pode alterar drasticamente seu desempenho, por isso os resultados fora do padrão. A sensibilidade pode explicar também o desempenho baixo do detector no geral, já que os sinais usados na determinação dos limites são diferentes daqueles usados nos testes. Qualquer variação no sinal ou no limite afeta muito o detector, tornando-se extremamente fraco em questão de robustez.

Portanto, pode-se atribuir ao detector de valor de *RMS* a maior confiabilidade e ao detector de valor de pico a maior eficiência computacional.

O estimador gerou resultados satisfatórios e baixas taxas de erro, provando sua eficácia. A diferença de desempenho ante a variação da janela de observação era esperada, já que o estimador se baseia em um filtro, ou seja, quanto mais sinal para análise, melhor. Mas, como os detectores

devem ser ágeis, não é viável a utilização de uma janela de análise tão grande como 10 ciclos para o estimador.

O método utilizado para estimação da SNR trabalha com a potência do ruído. O sinal que passa pelo estimador já não contém mais a frequência nominal, que foi retirada pelo filtro *notch*. Relações sinal-ruído altas correspondem a ruídos de alta energia, o que facilita a estimação através da potência. No caso de SNR baixas, a estimativa piora consideravelmente com a queda da energia do sinal, como pôde-se perceber pelos resultados do estimador.

Referências

- Bollen, M. H. and Gu, I. Y. (2006). *Signal Processing of Power Quality Disturbances*, John Wiley and Sons, New York, NY.
- Bollen, M. H. J., Gu, I. Y.-H., Axelberg, P. G. V. and Styvaktakis, E. (2007). Classification of underlying causes of power quality disturbances: Deterministic versus statistical methods, *Journal on Advances in Signal Processing* **2007**: 01–17.
- De Almeida, A., Moreira, L. and Delgado, J. (2003). Power quality problems and new solutions, *ISR-Department of Electrical and Computer Engineering University of Coimbra, Pólo II* pp. 3030–290.
- Dugan, R., McGranaghan, M. F., Santoso, S. and Beaty, H. W. (2004). *Electrical Power Systems Quality*, McGraw Hill.
- Gu, I. Y.-H. and Styvaktakis, E. (1996). Bridge the gap: signal processing for power quality applications, *Electric Power Systems Research* pp. 31–44.
- Ingale, R. and Tawade, L. (2013). Detection and comparison of power quality disturbances using different techniques, *International Journal of Computer Applications* **75**(18): 48–53.
- Kay, S. M. (1993). *Fundamentals of Statistical Signal Processing - Detection Theory*, Vol. II, Prentice Hall PTR, New Jersey.
- Moschitta, A., Carbone, P. and Muscas, C. (2012). Performance comparison of advanced techniques for voltage dip detection, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **61**(5): 1494–1502.
- Naidoo, R. and Pillay, P. (2007). A new method of voltage sag and swell detection, *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY* **22**(2): 1056–1063.
- Sankaran, C. (2002). *Power Quality*, CRC Press.
- Wan, J., Li, Y., Gao, X. and Zhou, Y. (2010). Study of the detection and analysis methods of power quality, *International Conference on Electrical and Control Engineering*.