

MÉTODO DE DETECÇÃO DE SAG E SWELL BASEADO EM ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

ERICK A. NAGATA*, LORRAN A. LINO*, VINICIUS B. HONÓRIO*, CARLOS A. DUQUE†, DANTON D. FERREIRA*

**Departamento de Engenharia, Universidade Federal de Lavras
Câmpus Universitário, Caixa Postal 3037, CEP 37200-000, Lavras, MG, Brasil*

*†Departamento de Circuitos Elétricos, Universidade Federal de Juiz de Fora
Campus Universitário, CEP 36036-330, Juiz de Fora, MG, Brasil*

*E-mails: eanagata@gmail.com, lorrann100.rock@hotmail.com,
viniciusnepl@hotmail.com, carlos.duque@ufjf.edu.br, danton@deg.ufla.br*

Abstract— This paper presents a method based on Independent Component Analysis (ICA) for voltage sag/swell detection. The proposed method focuses on detecting sag and swell on both the absence of other disturbances and the presence of flicker, harmonics and frequency variation. Good robustness results were achieved by the proposed method on signals containing noise and phase jump. The method is also capable of estimating accurately the start and end times of sags and swells. The results showed the proposed method can be used for disturbance segmentation as part of a power quality monitoring system.

Keywords— Power Quality, ICA, Voltage sag/swell detection, Voltage variation detection.

Resumo— Este artigo apresenta um método baseado em Análise de Componentes Independentes (ICA) para detecção de afundamentos e elevações de tensão (*sag* e *swell*). O foco do trabalho é a detecção de *sag* e *swell* tanto na ausência de outros distúrbios, quanto na presença de *flicker*, harmônicos e variação da frequência fundamental. Resultados bons e robustos foram alcançados em sinais contendo ruído e *phase jump*. O método é também capaz de estimar precisamente os tempos de começo e fim dos *sags/swells*. Os resultados mostraram que o método proposto pode ser utilizado para a segmentação de distúrbios como parte de um sistema de monitoramento de qualidade de energia.

Palavras-chave— Qualidade de Energia Elétrica, ICA, Detecção de *sag/swell*, Detecção de variações de tensão.

1 Introdução

Qualidade de energia elétrica (QEE) tem se tornado uma área de pesquisa em expansão devido à necessidade de geração de energia limpa para consumidores cada vez mais exigentes (Morsi e El-Hawary, 2008; Godoy, Pinto e Galloto, 2007). Na indústria, por exemplo, os processos produtivos estão menos tolerantes ao mal funcionamento dos equipamentos e as empresas estão menos susceptíveis a paradas na produção (IEEE Std 1159-2009; Bollen e Gu, 2009). Os distúrbios causadores de má qualidade de energia, além de causarem mal funcionamento de equipamentos, também podem causar instabilidades, tempo de vida útil reduzido, entre outras consequências (Bollen et al., 2009).

Os afundamentos de tensão, também conhecidos por *sag*, são causados principalmente por curtos-circuitos ocorridos na rede de distribuição ou transmissão, energização de grandes cargas, partida de grandes motores, corrente “inrush” de um transformador e operações de chaveamento associadas com desconexões temporárias da fonte de tensão (Oliveira, 2000; Arrillaga, Bollen e Watson, 2000). Dentre as consequências da presença de *sags* na rede elétrica pode-se citar: a incorreta operação de dispositivos de controle, a variação de velocidade ou até mesmo a parada de motores, abertura de contadores, falha no sistema de computadores etc (Arrillaga, Bollen e Watson, 2000).

As elevações de tensão, também conhecidas por *swell*, são causadas principalmente por curto-circuito fase-terra, saída de grandes blocos de cargas e energização de grandes blocos de capacitores (Oliveira, 2000; IEEE Std 1159-2009). Suas principais consequências são: falhas em dispositivos eletrônicos, tais como computadores e controladores eletrônicos e vida útil reduzida de transformadores, cabos, barramentos, dispositivos de chaveamento e máquinas rotativas (Oliveira, 2000).

Tendo em vista esse contexto, várias técnicas de processamentos de sinais já foram desenvolvidas para detectar *sags* e *swells* no sistema elétrico de potência (SEP). No trabalho de Meena, Rao e Ravishankar, (2009), o valor RMS é utilizado para detectar *sags*, *swells* e interrupções. Sua desvantagem é a dependência do método RMS tanto com a periodicidade quanto com o formato de onda. Dessa forma, para sinais não-estacionários a técnica não é eficaz. No trabalho de (Gonzalez, Cardenas e Alvarez, 2006), um método híbrido que utiliza tanto a técnica RMS quanto o Filtro de Kalman foi sugerido para detecção de variações de tensão. Nos trabalhos de Yingvivatanapong et al. (2002), Wang e Wang (2007) e Latran e Teke (2015), a transformada Wavelet foi utilizada para detectar *sags* e *swells*. Apesar de alguns desses trabalhos realizarem a detecção na presença de outros distúrbios, tem-se ainda a necessidade de estudar métodos mais eficazes de detecção de *sag/swell* em meio a outros distúrbios simultâneos e ruído.

Neste trabalho é proposto um método de detecção de *sags* e *swells* baseado na Análise de Componentes Independentes (ICA) (Hyvärinen, Karhunen e Oja, 2001). Nas análises também é considerada a presença de harmônicos, *flickers* e variação da frequência da componente fundamental. A ICA é aplicada em sua forma subdeterminada, em que apenas um canal é analisado. Este caso é conhecido como *single channel ICA* (SCICA) (Davies e James, 2007).

Este artigo está dividido da seguinte forma: a seção 2 apresenta a teoria básica da técnica SCICA, a seção 3 descreve o desenvolvimento do método proposto, a seção 4 discute os resultados alcançados e a seção 5 expõe as considerações finais do trabalho.

2 Single Channel ICA

Análise de Componentes Independentes (ICA) é uma técnica usada para separar fontes independentes de conjunto de dados de estatística multivariada (Hyvärinen, Karhunen e Oja, 2001). O *Single Channel ICA* (SCICA) (Davies e James, 2007), é utilizado neste trabalho, pois somente uma mistura (canal) é processado. A fim de aplicar a técnica SCICA, deve-se gerar uma representação multicanal através de vetores com atrasos temporais obtidos a partir do sinal discreto observado $x[n]$. Portanto, constrói-se uma matriz de observação composta pelo sinal observado e suas versões atrasadas no tempo:

$$\mathbf{x}[n] = \begin{bmatrix} x[n] \\ x[n-1] \\ \vdots \\ x[n-M+1] \end{bmatrix}, \quad (1)$$

em que $M = D + 1$ é a dimensão de $\mathbf{x}$ para D versões atrasadas no tempo de $x[n]$, que representa o sinal elétrico monitorado.

Assim, a forma padrão da ICA (quando o número de misturas é igual ao número de fontes) pode ser aplicada. Neste caso, assume-se o modelo linear em (2):

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{A}\mathbf{s}[n], \quad (2)$$

em que, $\mathbf{s}[n] = [s_1[n], s_2[n], \dots, s_M[n]]^T$ é a matriz de componentes estatisticamente independentes na amostra n , e $\mathbf{A}$ é a matriz $M \times M$ chamada matriz de misturas. No contexto de QEE, os $s_i[n]$ componentes representam as fontes presentes no sinal de tensão monitorado: distúrbios, componente fundamental e ruído.

Os algoritmos ICA estimam as fontes originais cegamente, pois eles utilizam somente o sinal observado, sem a necessidade de outras informações prévias. As fontes estimadas, são então obtidas por:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{W}\mathbf{x}[n], \quad (3)$$

onde $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], y_2[n], \dots, y_M[n]]^T$ representa a matriz de componentes independentes estimados e $\mathbf{W}$ é a matriz de separação, que é uma estimativa de $\mathbf{A}^{-1}$. Portanto, $\mathbf{y}[n]$ são os componentes independentes estimados.

Existem muitos algoritmos para encontrar a matriz de separação $\mathbf{W}$, tais como *Fast Independent Component analysis* - FastICA (Oja e Yuan, 2006), *Joint Approximate Diagonalisation of Eigenmatrices* - JADE (Cardoso e Souloumiac, 1993), *Second Order Blind Identification* - SOBI (Belouchrani et al., 1997) e *Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction* - Amuse (Tong et al., 1991). O algoritmo SOBI foi utilizado neste trabalho devido a sua robustez ao ruído e por usar informação temporal das misturas.

De acordo com (Davies e James, 2007), para garantir o sucesso da estimação das fontes independentes através da abordagem SCICA, as fontes devem ter espectro disjunto. Dessa forma, a técnica pode ser representada pela soma de séries convolutivas, em que os M sinais $a_i[n]$ são convoluídos com a resposta ao impulso dos M filtros $s_i[n]$:

$$\mathbf{x}[n] = \sum_{i=1}^M (s_i[n] * a_i[n]), \quad (4)$$

Neste caso, assume-se que as respostas ao impulso são estatisticamente independentes e representam as fontes originais da mistura $\mathbf{x}[n]$, e a_i são as colunas da matriz de mistura $\mathbf{A}$.

Os vetores a_i tendem a ser filtros individuais atrasados, de maneira que todos eles são associados a um subconjunto particular e tem conteúdo espectral similar. Portanto, a estimativa de cada componente independente pode ser dada por uma das versões filtradas da mistura $\mathbf{x}[n]$, em que os coeficientes de cada filtro são dados pelas linhas da matriz de separação $\mathbf{W}$, ou pelo agrupamento de sinais com mesmo conteúdo espectral (Davies e James, 2007).

De acordo com (Hyvärinen, Karhunen e Oja, 2001), esse processo pode ser demonstrado através das seguintes equações. Suponhamos a seguinte matriz de separação:

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

então, de acordo com (3):

$$\begin{pmatrix} y_1[n] \\ y_2[n] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x[n] \\ x[n-1] \end{pmatrix}, \quad (6)$$

Reescrevendo (6) no domínio da transformada Z:

$$Y_1[z] = w_{11}X[z] + w_{12}X[z]z^{-1}, \quad (7)$$

e

$$Y_2[z] = w_{21}X[z] + w_{22}X[z]z^{-1}, \quad (8)$$

Assim, os componentes estimados $y_1[n]$ e $y_2[n]$ são versões filtradas do sinal monitorado $x[n]$, e os filtros FIR (*Finite-Impulse-Response*) são:

$$H_1[z] = w_{11} + w_{12}z^{-1}, \quad (9)$$

e

$$H_2[z] = w_{21} + w_{22}z^{-1}, \quad (10)$$

3 O Método Proposto

O método proposto neste trabalho pode ser dividido em duas fases: fase de projeto e fase operacional.

3.1 Fase de Projeto

Para projetar o método proposto é necessário escolher as linhas da matriz de separação $\mathbf{W}$ que destacam os distúrbios presentes no sinal. O processo como um todo pode ser descrito nos seguintes quatro passos e ilustrado pela Fig. 1:

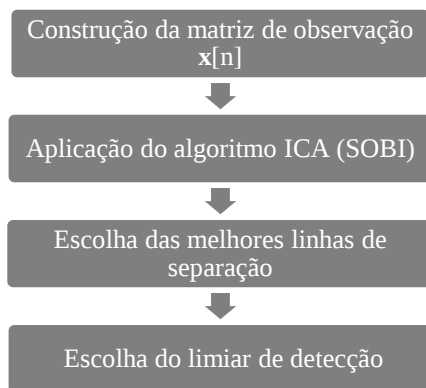


Figura 1. Passos utilizados para projetar o método proposto

Passo 1: Para construir a matriz de observação de acordo com (1), é necessário definir o número de versões deslocadas (D) do sinal monitorado. Testes com D variando entre 2 e 128, o qual representa meio ciclo da componente fundamental, foram realizados com os distúrbios analisados neste trabalho. Para definir o melhor valor de D foi levado em consideração tanto o erro em relação ao tempo estimado de ocorrência dos distúrbios, quanto a amplitude do pico em relação ao restante do sinal. Os melhores resultados foram obtidos para $D = 15$. Logo, a matriz de observação é composta de 16 linhas, $D+1$.

Passo 2: É aplicado o algoritmo ICA (SOBI) na matriz de observação $\mathbf{x}[n]$.

Passo 3: Dentre as 16 linhas da matriz de separação geradas pelo ICA, observou-se que as linhas 3 e 7 produzem as melhores detecções de variação de tensão (tempos estimados com menor erro e picos mais evidentes). Dessa forma, a combinação de am-

bas as linhas é utilizada para produzir a resposta do sistema. Na abordagem SCICA cada linha da matriz de separação $\mathbf{W}$ fornece os coeficientes de um filtro FIR de tal forma que a estimação de cada componente independente pode ser dada ou por uma das versões filtradas da mistura $\mathbf{x}[n]$ ou pelo agrupamento de sinais com mesmo conteúdo espectral (Davies e James, 2007). Por essa razão, é necessário escolher as linhas de $\mathbf{W}$ que fornecem os sinais filtrados com a melhor detecção de distúrbios.

Passo 4: Após realizar o passo 3, o sinal de saída contém ruído e picos que permitem detectar um *sag/swell*. As características originais do distúrbio, tais como amplitude e frequência, não são recuperadas no sinal de saída. Dessa forma, é necessário determinar um limiar para detectar esses picos. Ao realizar essa detecção, é possível também determinar os tempos de início e fim do distúrbio. Várias simulações foram realizadas com diferentes *sags/swells* e valores de ruído (SNR = 40dB, 50dB, 60dB). A amplitude do ruído no sinal de saída foi menor do que 0,04 pu em cerca de 99% dos sinais testados. Portanto, o limiar escolhido para realizar a detecção foi de 0,04 pu.

3.2 Fase Operacional

A fase operacional do método pode ser dividida nos seguintes três passos:

Passo I – Pré-processamento: a matriz de observação $\mathbf{x}[n]$ é construída de acordo com (1) usando-se $D=15$ versões deslocadas no tempo.

Passo II – Processamento: O algoritmo ICA é aplicado na matriz de observação $\mathbf{x}[n]$, sendo então selecionado o resultado da combinação das linhas 3 e 7.

Passo III – Detecção: o resultado da combinação das linhas 3 e 7 é analisado amostra por amostra, comparando-as com o limiar determinado no passo 4 da fase de projeto. Caso a amostra analisada seja maior do que este limiar, então um *sag/swell* foi detectado e seu respectivo tempo de detecção é armazenado.

4 Resultados

Os resultados deste trabalho foram obtidos a partir de sinais simulados via software MatLab®. A detecção de *sag* e *swell* foi realizada tanto com sinais contendo somente esses distúrbios quanto na presença de *flicker*, harmônicos e variação da frequência da componente fundamental. Foi considerada também a presença de *phase jump* junto a *sags* e *swells*, que nada mais é do que uma diferença de fase que pode ocorrer no início e no final de um *sag/swell* (Wang, Bollen e Xiao, 2015).

Foram simulados doze casos diferentes, sendo que os primeiros seis correspondem à presença de somente *sag* ou *swell* (com ou sem *phase jump*) no sinal analisado e foram gerados segundo a Tabela 1.

Tabela 1. Detalhes da geração de sinais contendo somente *sag* ou *swell*

Casos	Distúrbio	Amplitude	Ruído	Phase jump
a	<i>Sag</i>	15%	-	-
b	<i>Swell</i>	15%	-	-
c	<i>Sag</i>	15%	60 dB	-
d	<i>Swell</i>	15%	60 dB	-
e	<i>Sag</i>	15%	60 dB	-20°
f	<i>Swell</i>	15%	60 dB	-20°

4.1 Casos com somente *sag* ou *swell*

Os resultados para os sinais detalhados na Tabela 1 são mostrados na Fig. 2. Para todos os casos, os distúrbios foram incluídos no intervalo de tempo entre 0,1-0,3 segundos.

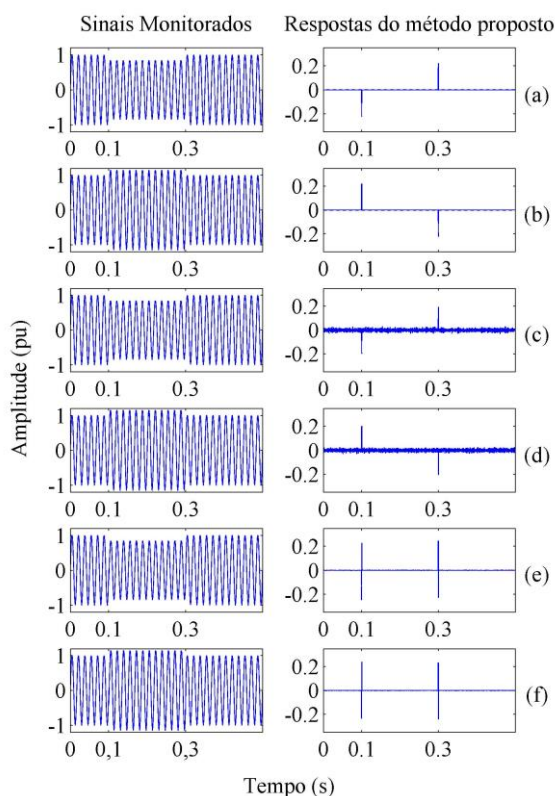


Figura 2. Casos contendo somente *sag* ou *swell* (sinais monitorados à esquerda e saídas do sistema à direita). Letras de (a) a (f) seguem a sequência mostrada na Tabela 1.

A Tabela 2 mostra os tempos estimados para os instantes em que ocorreram os *sags/swells*. Também foi calculado o erro médio quadrático (MSE – *mean square error*) para cada tempo estimado.

Através da Tabela 2 observa-se que o método proposto possui alta precisão para detectar os tempos de início e fim dos *sags* e *swells* presentes no sinal monitorado, pois o MSE foi da ordem de 10^{-5} , o que é um valor significativamente baixo.

Tabela 2. Tempos estimados para o início e fim de *sag/swells* (casos contendo somente *sag* ou *swell*)

Casos	Tempo estimado			
	Início (s)	MSE ($\times 10^{-5}$)	Fim (s)	MSE ($\times 10^{-5}$)
Caso a	0,0996	0,701	0,2996	0,701
Caso b	0,0996	0,701	0,2996	0,701
Caso c	0,0994	1,913	0,2994	1,913
Caso d	0,0994	1,913	0,2994	1,913
Caso e	0,0996	0,701	0,2996	0,701
Caso f	0,0996	0,701	0,2996	0,701

A partir da Fig. 2 também se observa o sucesso do método na detecção de *sags* e *swells*, pois os picos referentes ao início e fim dos distúrbios estão bem evidentes. Nota-se que nem a presença de ruído (SNR = 60 dB), nem a de *phase jump* afetaram o desempenho do método. Na verdade, a presença de *phase jump* no início e final do *sag/swell* fez com que o ruído afetasse ainda menos o resultado, pois os picos em (e) e (f) estão mais destacados em relação ao restante do sinal se comparados aos outros casos. Isso se deve ao fato de que a diferença de fase causada pelo *phase jump* inclui altas frequências nos pontos de início e fim do *sag/swell*. Essas altas frequências são detectadas mais facilmente pelo ICA.

4.2 Casos com *sag* na presença de *flicker*, harmônicos e variação da frequência fundamental

Outros seis casos foram simulados com *sag* incluídos em sinais contaminados com *flicker*, harmônicos e variação de frequência da componente fundamental. Para todos os casos foi incluído ruído com SNR de 60 dB. A variação de frequência foi gerada aplicando-se um degrau na frequência fundamental do sistema (de 60 Hz para 59,4 Hz). Os distúrbios foram gerados segundo a Tabela 3.

Tabela 3. Detalhes da geração de sinais contendo mais de um distúrbio

Casos	Distúrbios	Ruído	Phase jump
a	<i>Sag</i> (15%) + <i>flicker</i> (0,07 pu; 8 Hz de modulação)	-	-
b	<i>Sag</i> (15%) + harmônicos (3°, 5°, 7°, 9°, 11°, 13° componentes com 0,05 pu cada)	-	-
c	<i>Sag</i> (15%) + variação de frequência (1% de variação - 59,4 Hz)	-	-
d	<i>Sag</i> (15%) + <i>flicker</i> (0,07 pu; 8 Hz de modulação)	60 dB	-20°
e	<i>Sag</i> (15%) + harmônicos (2°, 3°, 7°, 9°, 11°, 13° componentes com 0,05 pu cada)	60 dB	-20°
f	<i>Sag</i> (15%) + variação da frequência (1% de variação - 59,4 Hz)	60 dB	-20°

Em todos os casos os *sags* também ocorrem entre 0,1 e 0,3 segundos. A Fig. 3 ilustra esses 6 casos. Os resultados para o distúrbio *swell* foram omitidos

por simplificação, já que a atuação do método proposto para *swell* foi similar para o distúrbio *sag*. A partir da Fig. 3 observa-se que o método detectou com sucesso o início e o fim dos *sags* na presença dos distúrbios *flicker*, harmônicos e variação da frequência da componente fundamental. Para o caso com harmônicos (Fig. 3 (b)), os picos não foram tão evidentes como para os outros casos, mas ainda assim foram maiores do que o limiar de 0,04 pu e suficientes para serem detectados pelo método. Nota-se que nem a presença de ruído e nem a de *phase jump* atrapalharam o desempenho do método para esses casos. Os tempos estimados de início e fim dos *sags* detectados pelo método estão na Tabela 4.

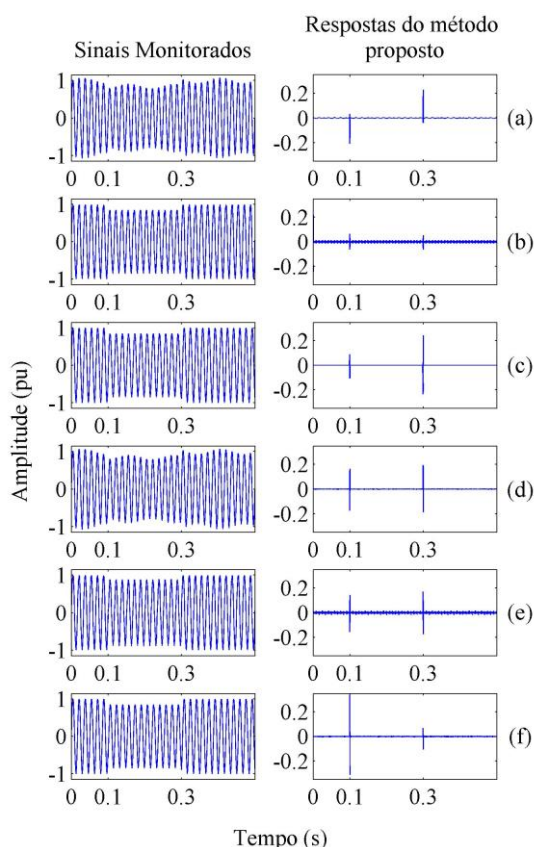


Figura 3. Casos contendo *sag* na presença de outros distúrbios (sinais monitorados à esquerda e saídas do sistema à direita). Letras de (a) a (f) seguem a sequência mostrada na Tabela 3.

Tabela 4. Tempos estimados para o início e fim de *sag/swells* (casos contendo *sag* ou *swell* na presença de outros distúrbios)

Caso	Tempo estimado			
	Início (s)	MSE ($\times 10^{-5}$)	Fim (s)	MSE ($\times 10^{-5}$)
Caso a	0,0996	0,701	0,2996	0,701
Caso b	0,0993	2,119	0,2993	2,119
Caso c	0,0996	0,701	0,2996	0,701
Caso d	0,0996	0,701	0,2996	0,701
Caso e	0,0997	0,584	0,2997	0,584
Caso f	0,0996	0,701	0,2993	2,119

Analisando os tempos estimados de início e fim dos *sags* na Tabela 4, observa-se novamente que o

método proposto possui alta precisão, pois o MSE, assim como para os casos mais simples com apenas 1 distúrbio, foi da ordem de 10^{-5} .

4.3 Comparação do método proposto com outro trabalho

O trabalho de Latran e Teke (2015) propõe um método de detecção de *sag/swell* baseado na transformada Wavelet. Os autores utilizaram seis casos simulados para avaliar o desempenho do método. Em todos os casos os *sags/swells* ocorrem entre 0,2 e 0,3 segundos. Os casos são os seguintes:

- Caso 1: *sag* de 13% sem *phase jump*
- Caso 2: *swell* de 13% sem *phase jump*
- Caso 3: *sag* de 13% com -10° de *phase jump*
- Caso 4: *swell* de 13% com -10° de *phase jump*
- Caso 5: *sag* de 13% com -20° de *phase jump* em um sinal distorcido com harmônicos
- Caso 6: *sag* de 13% com -20° de *phase jump* em um sinal distorcido com harmônicos e *flicker*

Esses casos foram simulados e processados com o método proposto. Os resultados alcançados pelo método proposto e pelo método desenvolvido por Latran e Teke (2015) são mostrados na Tabela 5.

Tabela 5. Comparação entre o método baseado em transformada Wavelet e o método proposto (SCICA) para detecção de *sag* e *swell*

Casos	Wavelet		SCICA	
	Início (s)	Fim (s)	Início (s)	Fim (s)
1	0,2005	0,3010	0,1996	0,2996
2	0,2005	0,3010	0,1996	0,2996
3	0,2003	0,3001	0,1996	0,2996
4	0,2003	0,3001	0,1996	0,2996
5	0,2003	0,3001	0,1997	0,2997
6	0,2003	0,3001	0,1996	0,2996

Pode-se observar que ambos os métodos tiveram precisão semelhante na detecção de *sag* e *swell* mesmo sob a presença de *flicker* e harmônicos. A vantagem do método proposto é a robustez ao ruído, uma vez que o método desenvolvido por (Latran e Teke, 2015) não incluiu ruído em suas análises.

5 Conclusão

Este trabalho apresentou um método baseado em ICA para detecção de afundamentos e elevações de tensão (*sags* e *swells*) no sistema elétrico de potência. Também foi considerada a presença de harmônicos, *flicker* e variação da frequência fundamental nos sinais analisados com *sag/swell*. Além de detectar

sag/swell, o método proposto também é capaz de estimar precisamente o tempo de duração de tais distúrbios através da estimação de seu início e fim.

Os resultados alcançados revelaram que a ICA é capaz de detectar *sags* e *swells* com boa acurácia, pois o MSE entre os tempos estimados e originais de duração dos distúrbios foram da ordem de 10^{-5} . Para os resultados com sinais simulados contaminados com *flicker*, harmônicos e variação de frequência, o método apresentou o mesmo desempenho.

A partir da comparação com o método baseado na transformada Wavelet, verificou-se que o método aqui proposto possui mesma eficiência que este outro método, mas tem a vantagem de ser robusto ao ruído e de permitir a detecção de *sag/swell* também na presença de variação de frequência da componente fundamental.

Como trabalhos futuros, pretende-se investigar métodos alternativos de processamento de sinais e separação cega de fontes, em que as características originais dos distúrbios (como amplitude e frequência) possam ser recuperadas.

Agradecimentos

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), à Coordenação e Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo suporte financeiro.

Referências Bibliográficas

- Arrillaga J.; Bollen, M. H. J. and N. R. Watson, N. R. (2000). Power quality following deregulation. In *Proc. of the IEEE* Vol. 88, No. 2, pp. 246–261.
- Belouchrani, A. et al. (1997). A blind source separation technique based on second order statistics. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 45, No. 2, pp. 434–444.
- Bollen, M. H. J.; Gu, I. Y. H. (2009). Signal Processing of Power Quality Disturbances. Piscataway, Nova Jersey: IEEE Press, pp. 861.
- Bollen, M. H. J.; Gu, I. Y. H.; Santoso, S.; Mcgranaghan, M. F.; Crossley, P. A.; Ribeiro, M. V.; Ribeiro, P. F. (2009). Bridging the gap between signal and power, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 26, No. 4, pp.12–31.
- Cardoso, J. F. and Soudoumiac, A. (1993). Blind beamforming for non Gaussian signals. In *Proc. 1993 IEEE F (Radar and Signal Processing)*, Vol. 140, No. 6, pp. 362–370. IET Digital Library.
- Davies, M. E. and James, C. J. (2007). Source separation using single channel ICA. *Signal Processing*, Vol. 87, No. 8, pp. 1819–1832.
- Godoy, R.; Pinto, J. and Galotto, L. (2007). Multiple signal processing techniques based power quality disturbance detection, classification, and diagnostic software. In *Proc. IEEE 9th International Conference On Electrical Power Quality And Utilisation*, 2007, Barcelona. pp. 1–6.
- Gonzalez, M.; Cardenas, V. and Alvarez, R. (2006). Detection of Sags, Swells, and Interruptions Using the Digital RMS Method and Kalman Filter with Fast Response. In *Proc. 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics, IECON 2006*, Paris. Vol., No., pp.2249–2254.
- Hyvärinen, A.; Karhunen, J. and Oja, E. (2001). Independent Component Analysis. New York: A Wiley-Interscience Publication, 2001. pp. 476.
- Institute of Electrical And Electronics Engineers. IEEE Std 1159 (2009). - IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality.
- Latran, M. B. and Teke, A. (2015). A novel wavelet transform based voltage sag/swell detection algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 71, pp. 131–139.
- Meena, P.; Rao, K. U. and Ravishankar, D. (2009). A modified simple algorithm for detection of voltage sags and swells in practical loads. In *Proc. IEEE International Conference On Power Systems*, 2009, Kharagpur. Vol., No., pp.1–6, 27–29.
- Morsi, W. G. and El-Hawary, M. E. (2008). A New Perspective for the IEEE Standard 1459-2000 Via Stationary Wavelet Transform in the Presence of Nonstationary Power Quality Disturbance. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 2, No. 4, pp. 2356 – 2365.
- Oja, E. and Yuan, Z. (2006). The FastICA Algorithm Revisited: Convergence Analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 17, No. 6, pp. 1373–1381.
- Oliveira, J. C. (2000). Qualidade da energia elétrica: definição e análise dos itens de Qualidade. Cap. II, Universidade Federal de Uberlândia, Centro de Ciências Exatas e Tecnologia, Departamento de Engenharia Elétrica, Grupo de Qualidade e Racionalização da Energia Elétrica.
- Tong, L. et al. (1991). Indeterminacy and Identifiability of Blind Identification. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 38.5, No., pp. 499–509.
- Wang, J. and Wang, C. (2007). Detection of power quality disturbance based on binary wavelet transform. In *Proc. IEEE 2007 Conference Tencon 2007*. IEEE REGION 10, Taipei: IEEE, Vol., No., pp. 1–3.
- Wang, Y.; Bollen, M. H. J. and Xiao, X. Y. (2015). Calculation of the Phase-Angle-Jump for Voltage Dips in Three-Phase Systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*. Vol. 30, No. 1, pp. 480–487.
- Yingvivatanapong, C. et al. (2002). Robust algorithms for high speed voltage sags and swells detection. In *Proc. Industrial And Commercial Power Systems Technical Conference*. Piscataway: IEEE, Vol., No., pp. 131–137.