

Avaliação da estabilidade de tensão em sistemas de potência através de análise modal e estimação de estados *

Jeanderson S. Mingorança * Igor D. Melo *
Matheus P. Antunes * Bráulio C. de Oliveira *

* Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), MG, (e-mail: jeanderson.mingoranca@engenharia.ufjf.br, igor.delgado2008@engenharia.ufjf.br, matheus.antunes@engenharia.ufjf.br, braulio.oliveira@engenharia.ufjf.br).

Abstract: This paper presents a novel approach for power systems voltage stability assessment using modal analysis applied to the results obtained from a state estimator. In the proposed approach, measurements are obtained from a power grid monitored by electrical sensors, and they are processed based on the weighted least squares (WLS) method. Based on the estimates of system voltage magnitude and angles, it is possible to calculate a sensitivity matrix relating reactive power injections and voltage magnitudes by algebraic equations. Modal analysis is applied to this matrix, calculating their eigenvalues and eigenvectors which are used to estimate participation factors for each busbar indicating the most critical ones. The IEEE 30-bus test system is used for the simulations and results are evaluated by statistical metrics.

Resumo: Este artigo apresenta uma nova abordagem para a avaliação da estabilidade de tensão em sistemas de potência utilizando análise modal aplicada aos resultados obtidos por um estimador de estados. Na abordagem proposta, medições são obtidas de uma rede elétrica monitorada por medidores de grandezas elétricas e essas são processadas através do método dos mínimos quadrados ponderados (MQP). A partir das estimativas de magnitudes e ângulos de tensões em barramentos do sistema, é possível calcular uma matriz de sensibilidade das potências reativas em relação às magnitudes de tensão através de equações algébricas. A análise modal é aplicada nesta matriz, calculando seus autovalores e autovetores os quais são utilizados para se estimar fatores de participação de cada barra do sistema, indicando as mais críticas. O sistema IEEE de 30 barras será utilizado para a condução de testes e os resultados de estimação serão analisados através de métricas estatísticas.

Keywords: State estimation; Voltage stability; WLS; PMUs; SCADA.

Palavras-chaves: Estimação de estados; Estabilidade de tensão; MQP; PMUs; SCADA.

1. INTRODUÇÃO

A operação em tempo real dos sistemas de potência depende de uma avaliação de sua segurança a qual deve ser mantida para garantir o fornecimento e a qualidade de energia entregue aos consumidores (Bećirović et al., 2018; Kamyabi et al., 2018; Albu et al., 2016).

A base para a manutenção da segurança de um sistema consiste em seu monitoramento e aplicação da técnica de estimação de estados conforme primeiramente proposto em (Schweppe e Wildes, 1970) utilizando o método dos mínimos quadrados ponderados (MQP), o qual fornece uma estimativa dos estados operativos da rede baseando-se no conhecimento prévio de sua topologia e de um número otimizado de medidores instalados em campo. O estimador de estados atua como um verdadeiro filtro, suavizando erros corriqueiros, estatisticamente pequenos, inerentes ao processo de aquisição de dados de medição determinando o

estado operativo mais provável de um sistema elétrico. O gerenciamento, controle e supervisão, neste caso, é determinado pelo Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*).

A partir disso, todas as outras ferramentas para análise de redes podem ser aplicadas como análise de contingências, estabilidade angular, controle de frequência e despacho ótimo, por exemplo, como mencionado em (Abur e Expósito, 2004). Sem a estimação de estados, nenhuma ferramenta poderá ser aplicada em tempo real garantindo segurança e confiança ao operador.

Neste contexto, destaca-se a análise da estabilidade de tensão, a qual objetiva avaliar margens de carregamento para uma rede elétrica, determinar o ponto de máximo carregamento (PMC) e ações para evitar colapsos de tensão como discutido em (Kundur et al., 1994). Neste âmbito, destaca-se o uso das curvas PV traçadas com o auxílio do método do fluxo de potência continuado assim como descrito em (Ajjarapu e Christy, 1992), curvas QV as quais

* Os autores agradecem o apoio da CAPES, UFJF e INERGE.

são obtidas considerando compensadores síncronos fictícios inseridos em barras do sistema em que se objetivam avaliar e/ou prover suprimento de reativos (Overbye et al., 1994), o uso de fluxo de potência ótimo (Granville, 1994) e análise modal, assim como proposto em (Gao et al., 1992). Essa última é capaz de indicar barras críticas mais sensíveis ao colapso de tensão.

A análise modal é geralmente aplicada nas equações algébricas do fluxo de potência (FP) (Gao et al., 1992). A matriz Jacobiana do método tradicional do FP é reduzida a fim de se obter a sensibilidade de variações de potência reativa e magnitudes de tensão. Essa matriz reduzida é separada em seus autovalores e autovetores. O menor autovalor está associado ao modo crítico do sistema, sendo mais próximo de zero conforme se aproxima do ponto de máximo carregamento. Seus correspondentes autovetores à direita e à esquerda são multiplicados elemento a elemento a fim de se obter os denominados fatores de participação, os quais indicam as barras mais sensíveis ao fenômeno da instabilidade de tensão.

Além dos métodos clássicos mencionados, destacam-se novas metodologias para a avaliação de estabilidade, ressaltando a importância da mesma. Em (da Costa et al., 2019) é feita uma análise da margem de carregamento considerando inserção de geração eólica intermitente. A referência (Xu et al., 2017) analisa, através de um fluxo de potência ótimo (FPO), a influência de energia renovável. O FPO também é utilizado em (Rodríguez-Garcia et al., 2019) que considera a modelagem de cargas e seu impacto no cálculo de máximo carregamento. Em (Mandoulidis e Vournas, 2020), é avaliada a estabilidade de tensão através do uso de monitoramento de redes usando PMUs (*Phasor Measurement Units*), as quais provêm medições de grandezas elétricas fasoriais sincronizadas através do GPS (*Global Positioning System*). A análise modal é aplicada diretamente nas equações do fluxo de potências em (Song et al., 2019) a fim de se analisar o estado modal e os fatores de participação de barras críticas do sistema.

Neste artigo, a análise modal não é aplicada diretamente nas equações do fluxo de potência, mas é aplicada a partir dos resultados obtidos pelo estimador de estados concebido à luz do método dos mínimos quadrados ponderados (MQP). A partir de valores de magnitudes e ângulos de tensões nodais estimadas, uma matriz de sensibilidade é definida em relação às potências reativas e às magnitudes de tensão. Seus autovalores e autovetores são usados para se estimar os fatores de participação de cada barra de carga. Simulações computacionais são conduzidas usando o sistema IEEE de 30 barras. Além disso, os resultados de estimação dos fatores de participação serão avaliados supondo medições tradicionais usadas no sistema SCADA e medições fasoriais sincronizadas provenientes de PMUs, atestando a eficiência do método e robustez para se obter as estimativas almeçadas.

2. MÉTODO PROPOSTO

2.1 Estimação de estados usando o método MQP

A estimação de estados é realizada em regime permanente e parte da premissa apresentada na Equação (1) em que \mathbf{z} é o vetor de medições adquiridas, $\hat{\mathbf{x}}$ é o vetor de variáveis de estados (magnitudes e ângulos de tensão em

todos os barramentos do sistema), $\boldsymbol{\epsilon}$ é o vetor de erros correspondentes às medições e \mathbf{h} é a função não linear que relaciona \mathbf{z} e $\hat{\mathbf{x}}$.

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) + \boldsymbol{\epsilon} \quad (1)$$

Assume-se que os erros das medições possuem distribuição Gaussiana de média zero e desvio padrão conhecido pela precisão dos medidores (Fantin et al., 2014).

No método MQP, o objetivo do estimador de estados consiste em minimizar a função $J(\hat{\mathbf{x}})$ como na Equação (2).

$$\min J(\hat{\mathbf{x}}) = \sum_{j=1}^{N_m} \left(\frac{z_j - h_j(\hat{\mathbf{x}})}{\sigma_j} \right)^2 = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] \quad (2)$$

em que:

J é a função objetivo;

N_m é o número total de medições;

z_j é o valor de uma medição j adquirida;

$h_j(\hat{\mathbf{x}})$ é o valor correspondente estimado em função do vetor de variáveis de estado $\hat{\mathbf{x}}$;

σ_j é o desvio padrão da amostragem supondo que a medição adquirida esteja sujeita a erros aleatórios de distribuição Gaussiana de média zero;

\mathbf{R} é uma matriz diagonal contendo os valores de σ_j .

A fim de minimizar $J(\hat{\mathbf{x}})$, as condições de otimalidade devem ser satisfeitas, como mostrado pela Equação (3).

$$g(\hat{\mathbf{x}}) = \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{x}}} = -\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}})\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] = 0 \quad (3)$$

em que $\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}) = \frac{\partial \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})}{\partial \hat{\mathbf{x}}}$ e, segundo (Abur e Expósito, 2004), é chamada de matriz Jacobiana das medições. Ao se expandir a Equação (3) em série de Taylor e desconsiderar os termos de ordens mais altas, tem-se a Equação (4) utilizada para se definir o vetor de estados iterativamente.

$$\hat{\mathbf{x}}^{k+1} = \hat{\mathbf{x}}^k - [\mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^k)]^{-1} g(\hat{\mathbf{x}}^k) \quad (4)$$

em que $\hat{\mathbf{x}}^k$ é a solução na iteração k e $\mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}})$ é a matriz de ganho, definida na Equação (5):

$$\mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^k) = \frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}^k)}{\partial \hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}^k)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^k) \quad (5)$$

A solução do sistema matricial dado pela Equação (4) é realizada iterativamente pelo método de Newton.

As medições que compõem o vetor \mathbf{z} são provenientes de medidores instalados para monitoramento das redes incluindo valores das potência ativa/reactiva injetada em barras do sistema (P_k e Q_k , respectivamente) e fluxos (P_{km} , Q_{km} , respectivamente) passantes em linhas bem como magnitudes de tensão (V_k) e correntes (I_k). Essas são as medições tradicionais do sistema SCADA.

Quando PMUs são utilizadas, considera-se a obtenção de fasores sincronizados no tempo através do uso de GPS. Neste caso, se uma PMU é alocada em uma barra k genérica do sistema, consideram-se disponíveis em tempo real os valores de tensão (magnitude V_k e ângulo θ_k) da barra bem como as correntes passantes nos ramos conectados a essa unidade de medição: I_{km} e δ_{km} , sendo respectivamente magnitudes e ângulos da mesma.

Quando as medições tradicionais do SCADA são utilizadas junto com as medições das PMUs, para formarem o vetor de medição \mathbf{z} , chama-se o processo de estimação híbrida de estados por considerar tanto medidas sincronizadas e não sincronizadas no processo de estimação por MQP.

As derivadas parciais das medições contidas no vetor \mathbf{z} em relação às variáveis de estados $\hat{\mathbf{x}}$, as quais compõe a matriz Jacobiana de medição H , são detalhadas em (Fantin et al., 2014) assumindo o processo híbrido com PMUs e SCADA.

2.2 Aplicação da análise modal

Para a determinação do estado operativo de um sistema de potência, tradicionalmente determina-se o sistema matricial (6).

$$\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{P\theta} & \mathbf{J}_{PV} \\ \mathbf{J}_{Q\theta} & \mathbf{J}_{QV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta} \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta} \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (6)$$

em que:

- $\Delta \mathbf{P}$: são incrementos de potência ativa injetadas em todos os barramentos do tipo PQ (carga) e PV (geração);
- $\Delta \mathbf{Q}$: são incrementos de potência reativa injetada para todas as barras PQ (carga);
- $\Delta \boldsymbol{\theta}$: são incrementos dos ângulos das tensões em todas as barras PQ (carga) e PV (geração);
- $\Delta \mathbf{V}$: são incrementos nos módulos de tensões de todas as barras PQ (carga) da rede.

Devido ao forte acoplamento entre $\Delta \mathbf{Q}$ e $\Delta \boldsymbol{\theta}$ descrito em (Gao et al., 1992), faz-se $\Delta \mathbf{P} = 0$ e obtém-se o sistema matricial da Equação (7).

$$\begin{bmatrix} 0 \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{P\theta} & \mathbf{J}_{PV} \\ \mathbf{J}_{Q\theta} & \mathbf{J}_{QV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta} \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta} \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Aplica-se a redução de Kron à Jacobiana do sistema linear (7) para obtenção da Jacobiana reduzida dada pelo sistema da Equação (8).

$$\mathbf{J}_{\text{RED}} = \mathbf{J}_{QV} - \mathbf{J}_{Q\theta} \mathbf{J}_{P\theta}^{-1} \mathbf{J}_{PV} \quad (8)$$

Note que, neste trabalho, as submatrizes $\mathbf{J}_{P\theta}$, \mathbf{J}_{PV} , $\mathbf{J}_{Q\theta}$ e \mathbf{J}_{QV} são estimadas através dos valores de magnitude e ângulos de tensão nos barramentos do sistema (\hat{V}_k e $\hat{\theta}_k$), determinados pelo estimador de estados. As equações das submatrizes são, respectivamente, mostradas nas Equações (9), (10), (11) e (12), em que $\hat{\theta}_{km} = \hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m$.

$$\mathbf{J}_{P\theta} \begin{cases} J_{P\theta}^{km} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} = \hat{V}_k \hat{V}_m (G_{km} \sin \hat{\theta}_{km} - B_{km} \cos \hat{\theta}_{km}) \\ J_{P\theta}^{kk} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} = -\hat{V}_k^2 B_{kk} - \hat{V}_k \sum_{m \in \kappa} \hat{V}_m (G_{km} \sin \hat{\theta}_{km} - B_{km} \cos \hat{\theta}_{km}) \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{J}_{PV} \begin{cases} J_{PV}^{km} = \frac{\partial P_k}{\partial V_m} = \hat{V}_k (G_{km} \cos \hat{\theta}_{km} + B_{km} \sin \hat{\theta}_{km}) \\ J_{PV}^{kk} = \frac{\partial P_k}{\partial V_k} = \hat{V}_k G_{kk} + \sum_{m \in \kappa} \hat{V}_m (G_{km} \cos \hat{\theta}_{km} + B_{km} \sin \hat{\theta}_{km}) \end{cases} \quad (10)$$

$$\mathbf{J}_{Q\theta} \begin{cases} J_{Q\theta}^{km} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} = -\hat{V}_k \hat{V}_m (G_{km} \cos \hat{\theta}_{km} + B_{km} \sin \hat{\theta}_{km}) \\ J_{Q\theta}^{kk} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} = -\hat{V}_k^2 G_{kk} + \hat{V}_k \sum_{m \in \kappa} \hat{V}_m (G_{km} \cos \hat{\theta}_{km} + B_{km} \sin \hat{\theta}_{km}) \end{cases} \quad (11)$$

$$\mathbf{J}_{QV} \begin{cases} J_{QV}^{km} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_m} = \hat{V}_k (G_{km} \sin \hat{\theta}_{km} - B_{km} \cos \hat{\theta}_{km}) \\ J_{QV}^{kk} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_k} = -\hat{V}_k B_{kk} + \sum_{m \in \kappa} \hat{V}_m (G_{km} \sin \hat{\theta}_{km} - B_{km} \cos \hat{\theta}_{km}) \end{cases} \quad (12)$$

Uma vez que as submatrizes são estimadas a partir dos valores \hat{V}_k e $\hat{\theta}_k$ determinados pelo método MQP, \mathbf{J}_{RED} é a matriz de sensibilidade entre potência reativa e magnitude de tensão estimadas.

A análise modal, conforme proposta em (Gao et al., 1992), será aplicada na matriz de sensibilidade, separando-a em matrizes de autovetores à esquerda ($\boldsymbol{\phi}$), à direita ($\boldsymbol{\psi}$) e autovalores $\boldsymbol{\Lambda}$, conforme a Equação (13):

$$\mathbf{J}_{\text{RED}} = \boldsymbol{\phi} \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\psi} \quad (13)$$

A matriz $\boldsymbol{\Lambda}$ é diagonal com os elementos λ_j sendo os autovalores da matriz de sensibilidade. O menor autovalor será associado ao modo crítico do sistema aproximando-se de zero no ponto de máximo carregamento. Desta forma, multiplica-se elemento a elemento dos autovetores correspondentes a este menor autovalor j como mostrado pela Equação (14).

$$\mathbf{p}_j = \begin{bmatrix} p_{1,j} \\ p_{2,j} \\ \vdots \\ p_{n,j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{1,j} \cdot \psi_{j,1} \\ \phi_{j,2} \cdot \psi_{j,2} \\ \vdots \\ \phi_{n,j} \cdot \psi_{j,n} \end{bmatrix} \quad (14)$$

em que $\phi_{n,j}$ e $\psi_{j,n}$ são os elementos dos autovetores à esquerda e à direita, respectivamente associados a uma barra de carga n do sistema. Os fatores de participação \mathbf{p}_j são definidos para cada barra de carga e, uma vez que a matriz de sensibilidade é formada a partir dos resultados de estimação de estados, esses fatores são também estimados a partir dos resultados do MQP.

2.3 Fluxograma do método proposto

A fim de explicar o método proposto integralmente, o fluxograma na Figura 1 é apresentado, dividido em blocos.

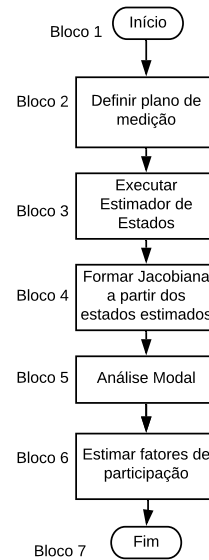


Figura 1. Fluxograma do método

- **Bloco 1:** Indica o início do algoritmo proposto;
- **Bloco 2:** É necessário estipular um plano de medição para o sistema monitorado. Ou seja, obter medições através de sensores instalados em campo. Neste trabalho, para as simulações computacionais um fluxo de potência é utilizado para emular as medições provenientes dos medidores alocados em campo. A fim de contemplar um cenário mais realista, erros aleatórios são inseridos nas medições que serão processadas pelo estimador assim como em (Fantin et al., 2014);
- **Bloco 3:** Este bloco destina a representar a execução do estimador de estados pelo método MQP como detalhado na subseção 2.1 deste artigo;
- **Bloco 4:** A partir das estimativas de magnitudes e ângulos de tensão, forma-se a Jacobiana estimada através das Equações (9)-(12);
- **Bloco 5:** A partir da obtenção da Jacobiana estimada, reduz-se a mesma chegando-se na matriz de sensibilidade \mathbf{J}_{RED} como mostrado na Equação (8);
- **Bloco 6:** São estimados os fatores de participação depois de determinados os autovetores à direita e à esquerda relacionados ao menor autovalor assim como mostrado pela Equação (14);
- **Bloco 7:** Determina-se as barras mais críticas do sistema finalizando o algoritmo.

3. TESTES E RESULTADOS

Na Figura 2, é mostrado o sistema IEEE 30 barras. Os dados originais estão de acordo com (Al-Roomi, 2015).

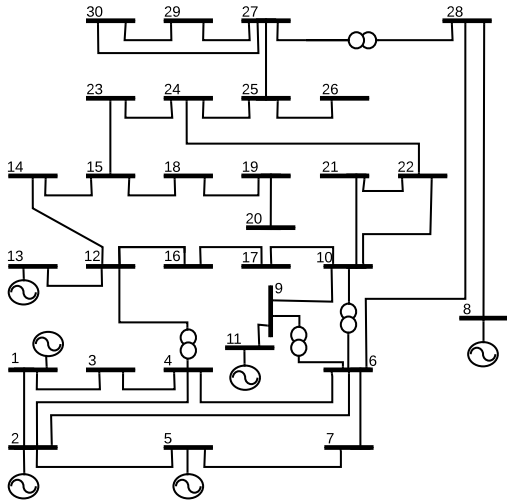


Figura 2. Sistema Teste IEEE 30 barras

Para as simulações computacionais, um plano de medição foi proposto incluindo medições de PMUs e medições tradicionais do SCADA conforme mostrado na Tabela 1.

Foi considerada a alocação de PMUs conforme (Babu e Bhattacharyya, 2016), sendo as mesmas instaladas nas barras 1, 5, 10, 11, 13, 15, 16, 18 e 27. Note que, as medições de PMUs englobam magnitudes e ângulos de tensão (V_k e θ_k , respectivamente) nas barras em que as PMUs foram alocadas, além das correntes (magnitude I_{km} e ângulo δ_{km}) passantes nos ramos conectados às barras em questão. As medições SCADA são compostas por valores de potências ativas e reativas (injetadas e fluxo em linhas).

Tabela 1. Plano de medição

Tipo	Medições
PMU	$V_1, V_5, V_{10}, V_{13}, V_{15}, V_{16}, V_{18}, V_{27}, I_{1-2}, I_{1-3}, I_{5-2}, I_{5-7}, I_{10-9}, I_{10-17}, I_{10-21}, I_{10-22}, I_{10-6}, I_{13-12}, I_{15-14}, I_{15-18}, I_{15-23}, I_{16-12}, I_{16-17}, I_{18-15}, I_{18-19}, I_{27-29}, I_{27-30}, I_{27-28}, \theta_1, \theta_5, \theta_{10}, \theta_{13}, \theta_{15}, \theta_{16}, \theta_{18}, \theta_{27}, \delta_{1-2}, \delta_{1-3}, \delta_{5-2}, \delta_{5-7}, \delta_{10-9}, \delta_{10-17}, \delta_{10-21}, \delta_{10-22}, \delta_{10-6}, \delta_{13-12}, \delta_{15-14}, \delta_{15-18}, \delta_{15-23}, \delta_{16-12}, \delta_{16-17}, \delta_{18-15}, \delta_{18-19}, \delta_{27-29}, \delta_{27-30}, \delta_{27-28}$
SCADA	$P_4, P_6, P_8, P_{11}, P_{14}, P_{20}, P_{21}, P_{24}, P_{26}, P_{29}, P_{2-4}, P_{4-3}, P_{7-6}, P_{9-11}, P_{12-14}, P_{21-22}, P_{23-24}, P_{24-22}, Q_4, Q_6, Q_8, Q_{11}, Q_{14}, Q_{20}, Q_{21}, Q_{24}, Q_{26}, Q_{29}, Q_{2-4}, Q_{4-3}, Q_{7-6}, Q_{9-11}, Q_{12-14}, Q_{21-22}, Q_{23-24}, Q_{24-22}$

A fim de se considerar um cenário mais realista, erros aleatórios foram inseridos em cada valor de medição apresentado na Tabela 1. Os erros foram modelados com uma distribuição Gaussiana de média zero e classe de exatidão de 2% para medidas SCADA e 0,5% para as medições das PMUs, conforme considerado em (Fantin et al., 2014). Um número de 200 amostras (*samples*) foi utilizado para gerar as distribuições Gaussiana.

3.1 Caso I: análise no ponto de máximo carregamento

Em um primeiro caso de estudo, o carregamento do sistema é considerado no ponto de máximo carregamento (PMC), para se avaliar quais barras serão indicadas como críticas. Para isso, multiplica-se o valor de potências demandadas das barras de carga do sistema por um fator de $\pi = 2,65$. Vale a ressalva que este valor foi obtido através do método continuado (Ajarapu e Christy, 1992).

Para obtenção dos resultados, foram realizadas 1000 repetições do algoritmo proposto, sendo os resultados de estimação tomados como a média dessas repetições.

Os fatores de participação (p^{est}) estimados pelo método proposto são comparados com os valores correspondentemente (p^{FP}) obtidos pela análise modal tradicional (aplicada diretamente nas equações do fluxo de potência). Desta forma, o erro de estimação é determinado pela Equação (15) em que p_i^{est} e p_i^{FP} são fatores de participação obtidos para cada repetição i , respectivamente.

$$Erro(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{(p_i^{est} - p_i^{FP})}{p_i^{FP}} \right|}{n} \cdot 100\% \quad (15)$$

Os resultados obtidos através do fluxo de potência são adotados como valores verdadeiros neste artigo, servindo como referência para análise dos erros.

A Tabela 2 mostra os resultados de fatores de participação estimados e obtidos pelo método tradicional (p^{est} e p^{FP} , respectivamente), bem como o erro percentual médio entre os mesmos. Ainda, é possível notar que as mesmas barras são indicadas como críticas tanto pela aplicação do método proposto quanto pelo método tradicional conforme descrito em (Gao et al., 1992).

Na primeira coluna da Tabela 2, são indicadas as cinco primeiras barras mais críticas do sistema determinadas pelo método proposto e, na terceira coluna, são indicadas aquelas determinadas pelo método tradicional.

Tabela 2. Fatores de participação estimados p^{est} , verdadeiros p^{FP} e o erro médio - Caso I

Barra	p^{est}	Barra $_{FP}$	p^{FP}	Erro (%)
30	0,2406	30	0,2431	1,0194
29	0,2019	29	0,2006	0,7362
26	0,1694	26	0,1666	1,6105
27	0,1035	27	0,1004	2,9566
25	0,0960	25	0,0988	2,9120

Note que, neste caso, a barra mais crítica seria a barra de número 30. O fator de participação desta barra é estimado em 0,2406 pelo método proposto e é igual a 0,2431 de acordo com o método tradicional. As demais barras consideradas sensíveis também tem seus fatores de participação satisfatoriamente estimados com erros reduzidos.

A Figura 3 apresenta os resultados de estimação das magnitudes de tensão em todas as barras do sistema (em laranja), comparados com os resultados obtidos através do fluxo de potência (em azul) no ponto de máximo carregamento. Percebe-se que, pela proximidade dos valores, o resultado de estimação foi realizado satisfatoriamente.

Os erros de estimação médios percentuais correspondentes entre os valores estimados e verdadeiros são apresentados na Figura 4 atestando que o processo de estimação foi bem efetuado visto que os erros são bem reduzidos.

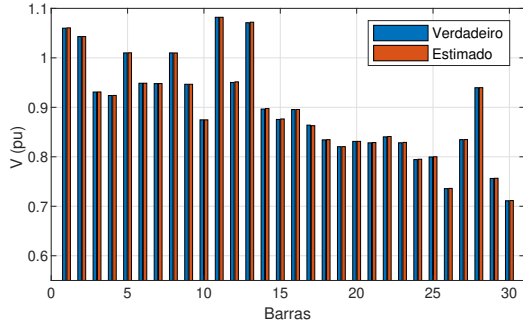


Figura 3. Estimação de magnitudes de tensão - Caso I

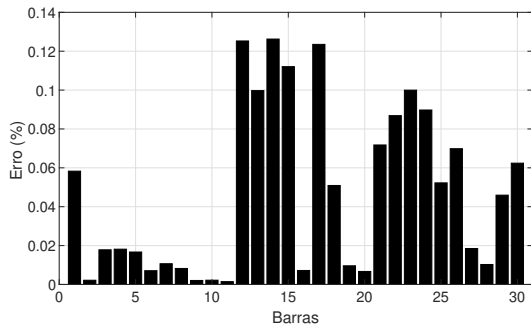


Figura 4. Erros das magnitudes de tensão - Caso I

3.2 Caso II: análise supondo fonte alternativa na barra 30

Neste segundo caso de estudo, considera-se que seja inserida uma fonte alternativa na barra 30 através da inserção de potência ativa de 40 MW. Neste caso, o carregamento é determinado para o fator $\pi = 2,85$ segundo o método da continuação (Ajjarapu e Christy, 1992).

Nota-se que a fonte alternativa foi simulada através da especificação do valor de 40 MW de potência ativa injetada no sistema. Neste caso, a barra 30 continua sendo essencialmente uma barra de carga (tratada no fluxo de potência como barra PQ) como em da Costa et al. (2019).

Neste estudo de caso, os resultados de estimação dos fatores de participação são mostrados na Tabela 3 bem como as barras críticas. Observe que a barra mais crítica do sistema com a fonte alternativa é a 26, diferentemente do caso de estudo anterior. Esta é corretamente identificada, tendo o fator de participação estimado de maneira satisfatória.

Tabela 3. Fatores de participação estimados p^{est} , verdadeiros p^{FP} e o erro médio - Caso II

Barra	p^{est}	Barra $_{FP}$	p^{FP}	Erro (%)
26	0,1917	26	0,1917	0,0270
30	0,1449	30	0,1449	0,0306
29	0,1364	29	0,1365	0,0304
25	0,1049	25	0,1049	0,0197
27	0,0826	27	0,0826	0,0259

As estimativas das magnitudes de tensão são mostradas na Figura 5 e os erros correspondentes na Figura 6.

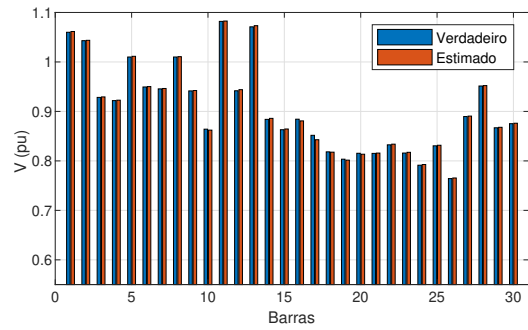


Figura 5. Estimação de magnitudes de tensão - Caso II

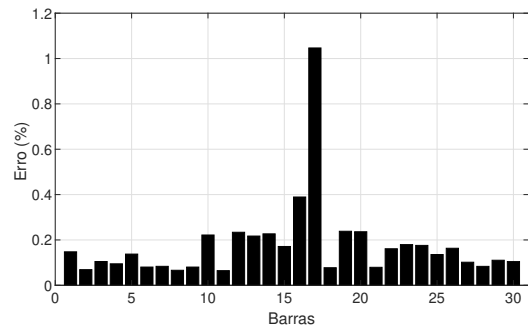


Figura 6. Erros das magnitudes de tensão- Caso II

3.3 Caso III: análise supondo aumento de carga nas barras 14, 15, 18, 19, 20, 21 e 22

Como apresentado pela referência (Hong e Gau, 1994), o sistema de 30 barras pode ser subdividido em quatro áreas:

- Área A composta pelas barras 1, 2, 4 5, 6, 7, 8 e 28;
- Área B incluindo as barras 9, 10, 11, 12, 13, 16 e 17;
- Área C contendo as barras 14, 15, 18, 19, 20, 21 e 22;
- Área D composta pelas barras 23, 24, 25, 26, 29 e 30.

Neste caso de estudo, a carga do sistema será aumentada somente nas barras 14, 15, 18, 19, 20, 21 e 22 (Área C). O intuito é averiguar se o algoritmo proposto será capaz de identificar novamente, de maneira correta, as barras mais sensíveis e seus fatores de participação.

Na Tabela 4 são apresentados os valores estimados e verdadeiros dos fatores de participação das cinco barras mais críticas identificadas para este caso de estudo. Nota-se que, neste estudo, a barra mais crítica é a 19. Seu fator de participação é corretamente estimado pelo método proposto. As demais barras críticas do sistema são identificadas corretamente pelo algoritmo proposto neste trabalho de pesquisa, assim como seus fatores de participação.

Nas Figuras 7 e 8, são mostrados os valores de magnitudes de tensão e seus erros correspondentes. Nota-se que o valor da magnitude de tensão na barra 19 encontra-se menor em relação às demais barras. Mesmo assim, seus resultados são bem estimados com erros reduzidos.

Tabela 4. Fatores de participação estimados p^{est} , verdadeiros p^{FP} e o erro médio - Caso III

Barra	p^{est}	Barra _{FP}	p^{FP}	Erro (%)
19	0,1298	19	0,1300	0,1797
20	0,1135	20	0,1137	0,1603
18	0,1046	18	0,1048	0,1231
21	0,0676	21	0,0675	0,1161
23	0,0655	23	0,0654	0,1595

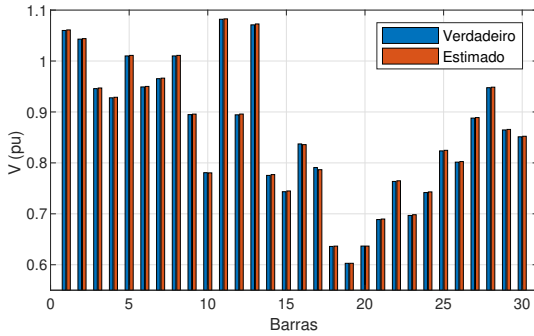


Figura 7. Estimação de magnitudes de tensão - Caso III

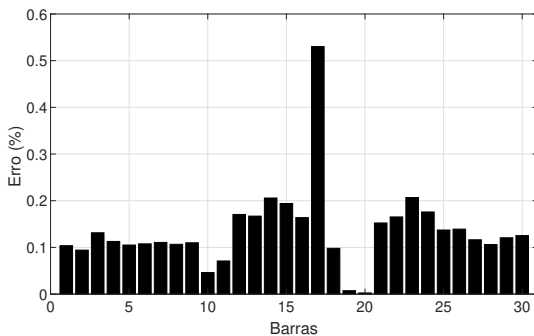


Figura 8. Erros das magnitudes de tensão- Caso III

4. CONCLUSÃO

Diante de todas as análises realizadas e todas informações elencadas neste artigo, o método proposto atinge os objetivos iniciais, visto que se estima os fatores de participação de maneira satisfatória. Como observado, o método foi validado através de comparações com os resultados do fluxo de potência, adotados como referência para este trabalho.

Destaca-se a utilidade e praticidade do método proposto, o qual pode auxiliar os operadores do sistema elétrico, pois possibilita determinar as barras mais sensíveis e susceptíveis ao colapso de tensão. Com isso, ações preditivas, preventivas e corretivas podem ser tomadas a partir do uso da metodologia proposta.

Além do mais, observou-se essa praticidade por meio de casos de estudos diversos que podem ocorrer na operação do sistema, como a inserção de fontes alternativas, que são capazes de alterar de maneira sistêmica e considerável características tangentes à estabilidade de tensão.

Como trabalhos futuros, destaca-se o uso da metodologia proposta em sistemas de maior porte, estudos de alocação ótima de medidores e inserção de erros grosseiros.

REFERÊNCIAS

- Abur, A. e Expósito, A.G. (2004). *Power system state estimation: theory and implementation*. CRC press.
- Ajjarapu, V. e Christy, C. (1992). The continuation power flow: a tool for steady state voltage stability analysis. *IEEE transactions on Power Systems*, 7(1), 416–423.
- Al-Roomi, A.R. (2015). Power Flow Test Systems Repository. URL <https://al-roomi.org/power-flow>.
- Albu, M.M., Sănduleac, M., e Stănescu, C. (2016). Synthetic use of smart meters for power quality monitoring in emerging networks. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(1), 485–492.
- Babu, R. e Bhattacharyya, B. (2016). Optimal allocation of phasor measurement unit for full observability of the connected power network. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 79, 89–97.
- Bećirović, V., Pavić, I., e Filipović-Grčić, B. (2018). Sensitivity analysis of method for harmonic state estimation in the power system. *Electric power systems research*, 154, 515–527.
- da Costa, J.N., Passos Filho, J.A., e Henriques, R.M. (2019). Loading margin sensitivity analysis in systems with significant wind power generation penetration. *Electric Power Systems Research*, 175, 105900.
- Fantin, C.A., Castillo, M., e Junior, J. (2014). Observabilidade e análise de erros grosseiros em estimação de estado com medidas scada e fasoriais sincronizadas. *Anais do XX Congresso Brasileiro de Automatica*, 840–846.
- Gao, B., Morison, G., e Kundur, P. (1992). Voltage stability evaluation using modal analysis. *IEEE transactions on power systems*, 7(4), 1529–1542.
- Granville, S. (1994). Optimal reactive dispatch through interior point methods. *IEEE Transactions on power systems*, 9(1), 136–146.
- Hong, Y.Y. e Gau, C.H. (1994). Voltage stability indicator for identification of the weakest bus/area in power systems. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 141(4), 305–309.

Kamyabi, L., Esmaili, S., e Koochi, M.H.R. (2018). Power quality monitor placement in power systems considering channel limits and estimation error at unobservable buses using a bi-level approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 102, 302–311.

Kundur, P., Balu, N.J., e Lauby, M.G. (1994). *Power system stability and control*, volume 7. McGraw-hill New York.

Mandoulidis, P. e Vournas, C. (2020). A pmu-based real-time estimation of voltage stability and margin. *Electric Power Systems Research*, 178, 106008.

Overbye, T.J., Dobson, I., e DeMarco, C.L. (1994). Qv curve interpretations of energy measures for voltage security. *IEEE Transactions on Power Systems*, 9(1), 331–340.

Rodriguez-Garcia, L., Perez-Londono, S., e Mora-Florez, J. (2019). An optimization-based approach for load modelling dependent voltage stability analysis. *Electric Power Systems Research*, 177, 105960.

Schwepe, F.C. e Wildes, J. (1970). Power system static-state estimation, part i: Exact model. *IEEE Transactions on Power Apparatus and systems*, (1), 120–125.

Song, Y., Hill, D.J., e Liu, T. (2019). State-in-mode analysis of the power flow jacobian for static voltage stability. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 105, 671–678.

Xu, X., Yan, Z., Shahidepour, M., Wang, H., e Chen, S. (2017). Power system voltage stability evaluation considering renewable energy with correlated variabilities. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(3), 3236–3245.

Apêndice A. DADOS DO SISTEMA 30 BARRAS

Os dados de carga e linha são apresentados nas Tabelas A.1 e A.2, respectivamente segundo (Al-Roomi, 2015).

Tabela A.1. Dados de carga

k	tipo	V_k (pu)	θ_k (°)	$P_{g,k}$ (MW)	$Q_{g,k}$ (Mvar)	$P_{l,k}$ (MW)	$Q_{l,k}$ (Mvar)
1	V θ	1,000	0,0	260,20	-16,1	-	-
2	PV	1,043	0,0	40,00	50,00	21,70	12,70
3	PQ	1,000	0,0	-	-	2,40	1,20
4	PQ	1,000	0,0	-	-	7,60	1,60
5	PV	1,010	0,0	0,00	37,00	94,20	19,0
6	PQ	1,000	0,0	-	-	0,00	0,00
7	PQ	1,000	0,0	-	-	22,80	10,90
8	PV	1,010	0,0	0,00	37,30	30,00	30,00
9	PQ	1,000	0,0	-	-	0,00	0,00
10	PQ	1,000	0,0	-	-	5,80	2,00
11	PV	1,082	0,0	0,00	16,20	0,00	0,00
12	PQ	1,000	0,0	-	-	11,20	7,50
13	PV	1,071	0,0	0,00	10,60	0,00	0,00
14	PQ	1,000	0,0	-	-	6,20	1,60
15	PQ	1,000	0,0	-	-	8,20	2,50
16	PQ	1,000	0,0	-	-	3,50	1,80
17	PQ	1,000	0,0	-	-	9,00	5,80
18	PQ	1,000	0,0	-	-	3,20	0,90
19	PQ	1,000	0,0	-	-	9,50	3,40
20	PQ	1,000	0,0	-	-	2,20	0,70
21	PQ	1,000	0,0	-	-	17,50	11,2
22	PQ	1,000	0,0	-	-	0,00	0,00
23	PQ	1,000	0,0	-	-	3,20	1,60
24	PQ	1,000	0,0	-	-	8,70	6,70
25	PQ	1,000	0,0	-	-	0,00	0,00
26	PQ	1,000	0,0	-	-	3,50	2,30
27	PQ	1,000	0,0	-	-	0,00	0,00
28	PQ	1,000	0,0	-	-	0,00	0,00
29	PQ	1,000	0,0	-	-	2,40	0,90
30	PQ	1,000	0,0	-	-	10,50	1,90

Tabela A.2. Dados de linha

de	para	r (Ω)	x (Ω)	y (Ω^{-1})	tap
1	2	0,0192	0,0575	0,0528	-
1	3	0,0452	0,1852	0,0408	-
2	4	0,0570	0,1737	0,0368	-
3	4	0,0132	0,0379	0,0084	-
2	5	0,0472	0,1983	0,0418	-
2	6	0,0581	0,1763	0,0374	-
4	6	0,0119	0,0414	0,0090	-
5	7	0,0460	0,1160	0,0204	-
6	7	0,0267	0,0820	0,0170	-
6	8	0,0120	0,0420	0,0090	-
6	9	0,0100	0,2080	-	1,015
6	10	0,0100	0,5560	-	0,963
9	11	0,0000	0,2080	-	-
9	10	0,0000	0,1100	-	-
4	12	0,0100	0,2560	-	1,013
12	13	0,0000	0,1400	-	-
12	14	0,1231	0,2559	-	-
12	15	0,0662	0,3104	-	-
12	16	0,0945	0,1987	-	-
14	15	0,2210	0,1997	-	-
16	17	0,0824	0,1932	-	-
15	18	0,1070	0,2185	-	-
18	19	0,0639	0,1292	-	-
19	20	0,0340	0,0680	-	-
10	20	0,0936	0,2090	-	-
10	17	0,0324	0,0845	-	-
10	21	0,0348	0,0749	-	-
10	22	0,0727	0,1499	-	-
21	22	0,0116	0,0236	-	-
15	23	0,1000	0,2020	-	-
22	24	0,1550	0,1790	-	-
23	24	0,1320	0,2700	-	-
24	25	0,1895	0,3292	-	-
25	26	0,2544	0,3800	-	-
25	27	0,1093	0,2087	-	-
28	27	0,0100	0,3690	-	-
27	29	0,2198	0,4153	-	-
27	30	0,3202	0,6027	-	-
29	30	0,2399	0,4533	-	-
8	28	0,0636	0,2000	-	-
6	28	0,0169	0,0599	-	-