

ESTIMAÇÃO ROBUSTA DE ESTADOS EM SISTEMAS DE POTÊNCIA BASEADA EM ALGORITMO ORTOGONAL E CRITÉRIO DE MÁXIMA CORRENTROPIA

VICTOR FREITAS*, ANTONIO SIMÕES COSTA*, VLADIMIRO MIRANDA†

**Grupo de Sistemas de Potência
Universidade Federal de Santa Catarina
Florianópolis, SC, Brasil*

*†INESC TEC e Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
Universidade do Porto
Porto, Portugal*

victor.silva@posgrad.ufsc.br, simoes.costa@ufsc.br, vmiranda@inesctec.pt

Abstract— This paper presents a robust state estimation based on Maximum Correntropy Criterion for power systems. A specialized orthogonal algorithm based on Givens Rotations is used to solve the problem. The proposed approach leads to a robust estimator and self-healing properties, so that gross errors in analog measurements are automatically rejected. As a consequence, robust estimates are produced without the need of running again the state estimator after bad data identification and elimination. The method is validated by using a 4-bus test system and the IEEE 30-bus network considering different scenarios of load and generation.

Keywords— Real time power system modeling, robust state estimation, maximum correntropy criterion, orthogonal algorithms.

Resumo— Este artigo propõem um estimador robusto de estados modelado com base no Critério de Máxima Correntropia para sistemas de potência. O problema é resolvido a partir de um algoritmo ortogonal especializado, que tem por base as Rotações de Givens. O método é fundamentado em um algoritmo com características de robustez e de resiliência aplicado à estimação de estados, que tende a expurgar automaticamente os erros grosseiros presentes nas medidas analógicas e assim obter estimativas confiáveis, sem a necessidade de re-execução da estimação de estados após a identificação e eliminação de erros grosseiros. O método é validado a partir de um sistema-teste e 4 barras e da rede de 30 barras do IEEE, considerando diferentes cenários de demanda e geração.

Palavras-chave— Modelagem em tempo-real de sistemas de potência, estimação robusta de estados, critério da máxima correntropia, algoritmos ortogonais.

1 Introdução

A Estimação de Estados em Sistema de Potência (EESP) é a principal ferramenta utilizada nos Centros de Operação do Sistema, pois subsidia as ações de controle do Operador visando a segurança da operação do sistema elétrico. A solução clássica deste problema baseia-se no método dos Mínimos Quadrados Ponderados (MQP), que retorna estimativas próximas ao ponto ótimo do problema na hipótese de que as medidas a serem processadas pelo estimador estão isentas de erros grosseiros. Entretanto, a presença de qualquer medida espúria irá contaminar de forma severa os resultados da estimação de estados. Desta forma, é importante dotar o estimador da capacidade de processar medidas portadoras de erros grosseiros.

De acordo com esta metodologia, portanto, para obter uma estimativa confiável é imprescindível a inclusão de uma etapa de pós-processamento, baseada frequentemente no método do máximo resíduo normalizado (Monticelli, 1999) para a apropriada detecção, identificação e remoção de medidas espúrias. Como consequência da detecção de erros grosseiros, todo o processo deve ser refeito para se obter estimativas isentas da influência dos erros. O fato de que tudo se passa em ambiente de tempo real, com limites estritos de tempo de execução para o cálculo de estimativas confiáveis, constitui-se em um fator agravante e que motiva a busca de soluções menos susceptíveis a este tipo de erro.

Para desvincular a etapa de processamento de erros grosseiros, foram desenvolvidas técnicas baseadas em critérios não-quadráticos para viabilizar a estimação de estados como um processo generalizado e automático. As primeiras propostas como apresentadas em (Merrill and Schweppe, 1971; Handschin et al., 1975) são baseadas na detecção e rejeição automática de medidas cujos resíduos apresentam valores de magnitude muito elevada, de modo a suprimir a influência destas na estimação de estados. Outras propostas como (Mili et al., 1996; Pires et al., 1999), utilizam fundamentos de robustez estatística para a detecção e identificação de erros grosseiros. Por outro lado, os métodos citados podem resultar em problemas de mínimos locais e de convergência.

A busca de algoritmos robustos e de rápido processamento levou à concepção de um método baseado no Critério de Máxima Correntropia (CMC) (Liu et al., 2007; Erdogmus and Principe, 2002; Miranda et al., 2009), caracterizado como um algoritmo de estimação de estados dotado de propriedades de resiliência superiores aos dos estimadores existentes. Neste artigo, o termo *resiliência* deve ser entendido como a propriedade do algoritmo rejeitar automaticamente dados espúrios. Desta forma, um *algoritmo de estimação de estados resiliente* é capaz de fornecer estimativas de boa qualidade mesmo na presença de medidas portadoras de erros grosseiros. Em outras palavras, o algoritmo não requer um estágio de pós-processamento de erros grosseiros para produ-

zir estimativas confiáveis. Atualmente, os métodos mais utilizados para a resolução de problemas baseados no CMC é o método de Gauss-Newton (Miranda et al., 2009).

A proposta deste artigo é a apresentação de um estimador de estados aplicado a sistemas de potência concebido com base um algoritmo numericamente robusto e resiliente face à ocorrência de erros grosseiros. Para associar tais propriedades, utiliza-se o CMC, cuja solução é obtida mediante a implementação de um algoritmo ortogonal baseado na versão rápida das Rotações de Givens.

O artigo é organizado da seguinte forma. A seção 2 apresenta os fundamentos de formulação e modelagem da estimação de estados baseada no método CMC. A seção 3 descreve como o problema proposto é resolvido com base nas rotações de Givens. A descrição das simulações numéricas e resultados com os sistemas-testes de 4 e de 30 barras do IEEE, e as conclusões finais são sumarizadas nas seções 4 e 5, respectivamente.

2 Estimação de Estados baseada no Critério de Máxima Correntropia

2.1 Modelo do Problema, Janelas de Parzen e Correntropia

O problema da EESP é resolvido a partir de um conjunto sobredeterminado de equações não-lineares como:

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

onde $\mathbf{x}$ é o vetor de estados ($n \times 1$) composto pelas magnitudes de tensão nas barras e ângulos, e $\mathbf{z}$, $\mathbf{h}(\cdot)$ e $\boldsymbol{\varepsilon}$ são os vetores ($m \times 1$) das quantidades medidas, das funções não-lineares das medidas e dos erros de medição supostamente com média zero, respectivamente.

Um estimador no modelo CMC é baseado na máxima extração de informação sobre as medidas que formam a observação atual do sistema (Liu et al., 2007; Miranda et al., 2009). A otimização é feita através do método das janelas de Parzen (Parzen, 1962). Esta técnica utiliza a função densidade de probabilidade (fdp) do *kernel* Gaussiano $\kappa_\sigma(\cdot)$ centrada em cada ponto $\mathbf{x}^k$ e especificada pelo parâmetro σ , o qual fundamenta a largura do *kernel*. Tal função é definida para cada medida da seguinte forma:

$$\kappa_\sigma(z_i - \hat{z}_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(z_i - \hat{z}_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2)$$

sendo $\hat{z}_i = h_i(\hat{\mathbf{x}}^k)$. Desta forma, os resíduos das medidas são estimados a partir da função de correntropia entre as quantidades medidas $\mathbf{z}$ e as quantidades estimadas $\hat{\mathbf{z}}$, dada por:

$$\mathcal{V}(\mathbf{z}, \hat{\mathbf{z}}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \kappa_\sigma(z_i - h_i(\hat{\mathbf{x}})) \quad (3)$$

O processo dado pelas equações (2) e (3) pode ser entendido considerando-se que a minimização dos valores dos resíduos das medidas ocorre quando as funções de $\mathcal{V}(\cdot)$ tendem à função delta de Dirac, as quais são aproximadas localmente

pela maximização da fdp contínua do *kernel* Gaussiano $\kappa_\sigma(\cdot)$ (Erdogmus and Principe, 2002). Então, a função-objetivo de Máxima Correntropia do modelo CMC para a EESP pode ser descrita de acordo com a equação (4), rejeitando os termos constantes que não resultam em nenhum impacto ao processo de maximização.

$$J_{CMC} = \max \sum_{i=1}^m e^{-\frac{(z_i - h_i(\hat{\mathbf{x}}))^2}{2\sigma_i^2}} \quad (4)$$

Uma das características da correntropia é que ela envolve todos os momentos pares entre os vetores $\mathbf{z}$ e $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$. Desta forma, destaca-se a importância do parâmetro σ , que determina o ajuste para a largura das janelas de Parzen no processo iterativo, isto é, o *kernel* Gaussiano. Quando σ é substancialmente grande, o método CMC é equivalente ao método MQP, pois os momentos de ordem superiores entre os referidos vetores decaem rapidamente, e o momento de segunda ordem tende a prevalecer, indicando que a correntropia se aproxima da correlação associada aos vetores $\mathbf{z}$ e $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$, a qual é a base do método MQP (Liu et al., 2007).

2.2 Modelagem Matemática

A modelagem para a solução matemática do problema em (4) é realizada de acordo com a teoria de otimalidade, no que diz respeito às condições de primeira e de segunda ordem, dadas por:

$$\nabla J_{CMC} = \mathbf{H}^T \mathbf{D} \boldsymbol{\Delta} \mathbf{z} = \mathbf{0} \quad (5)$$

$$\nabla^2 J_{CMC} = -\mathbf{G}_{CMC} = -\mathbf{H}^T \mathbf{D} [\mathbf{I} - \mathbf{R}_P] \mathbf{H} \quad (6)$$

onde $\mathbf{G}_{CMC}$ é a matriz ganho ($n \times n$), $\mathbf{H}$ é a matriz Jacobiana de $\mathbf{h}(\cdot)$ computada em um dado ponto $\mathbf{x}^k$, $\boldsymbol{\Delta} \mathbf{z} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}^k)$, $\mathbf{I}$ uma matriz identidade ($m \times m$) e $\mathbf{R}_P$ e $\mathbf{D}$ são matrizes diagonais ($m \times m$) com os i -ésimos elementos definidos como:

$$R_{P,ii} = (z_i - h_i(\hat{\mathbf{x}}^k))^2 / \sigma_i^2 \quad (7)$$

$$D_{ii} = \frac{1}{\sigma_i^2} e^{-(z_i - h_i(\hat{\mathbf{x}}^k))^2 / 2\sigma_i^2} \quad (8)$$

Uma condição para satisfazer o problema de otimização é que a aproximação da matriz Hessiana $\nabla^2 J_{CMC}$ em (6) deve ser definida negativa. Portanto, o produto matricial

$$\mathbf{D} [\mathbf{I} - \mathbf{R}_P] = \mathbf{W} > \mathbf{0} \quad (9)$$

deve gerar uma matriz definida positiva. Entretanto, a simples presença de medidas portadoras de erros grosseiros, cujos resíduos atingem valores significativamente grandes, pode não satisfazer a equação (9). Na ocorrência destas condições, as componentes da diagonal $W_{ii} \leq 0$ devem, agora, serem ajustadas para um valor próximo a zero. Desta forma, o pré-requisito em (9) deve ser definido como

$$W_{ii} = D_{ii}(1 - R_{P,ii}) = \eta \quad (10)$$

em que η é um valor positivo e pequeno, como $\eta = 1 \times 10^{-6}$. Nota-se que, se a condição em (10) é assegurada, o primeiro pré-requisito em (9) é atendido.

Esta simplifica  o reduz ao m todo cl ssico de Gauss-Newton, que recai na Equa  o Normal:

$$\mathbf{G}_{CMC} \cdot \Delta \mathbf{x} = \mathbf{H}^T \mathbf{W} \Delta \tilde{\mathbf{z}} \quad (11)$$

em que $\Delta \tilde{\mathbf{z}} = [\mathbf{I} - \mathbf{R}_P]^{-1} \Delta \mathbf{z}$.

Desta forma, a estima  o de estados   resolvida por um processo iterativo em que cada itera  o os estados s o atualizados de acordo com (12), at  que a norma infinita de $\Delta \mathbf{x}$ seja menor que uma toler ncia pr -especificada.

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^k + \Delta \mathbf{x} \quad (12)$$

2.3 Estrat gia de Ajuste das Janelas de Parzen

Para suprimir os erros grosseiros do processo de otimiza  o em (4), o valor de σ deve decrescer at  o suposto n vel do ru do Gaussiano admitido pelo modelo de medi  o em (1). Desta forma, se as medidas dispon veis estiverem isentas de erros grosseiros, a solu  o do m todo CMC torna-se equivalente   solu  o do m todo MQP. Para tal, o algoritmo deve ser inicializado com um valor de σ^0 que torne as janelas de Parzen suficientemente grandes para abranger todos os ru dos Gaussianos das medidas, e que, posteriormente aos ajustes implementados, se torne pequeno o suficiente para processar as propriedades da fun  o de corrent pia e eliminar os erros grosseiros que deterioram a solu  o do estimador de estados.

A alternativa descrita neste artigo para o ajuste das janelas de Parzen, realizado ap s a obten  o dos estados estimados em (12), faz o uso do desvio-padr o de cada res duo i , computado a partir da matriz de covari ncia dos res duos Ω , conforme em (Monticelli, 1999), e ponderados pelo m ximo res duo normalizado do conjunto de medidas, de acordo com a seguinte equa  o:

$$\sigma_i = \sqrt{\Omega_{ii}} \cdot \max_j \left(\frac{|z_j - h_j(\mathbf{x})|}{\sqrt{\Omega_{jj}}} \right), \quad i, j \in \{1, \dots, m\} \setminus \{\mathcal{S}\} \quad (13)$$

sendo $\mathcal{S}$ um conjunto selecionado de medidas suspeitas de conter erros grosseiros, que ser  definido posteriormente. Este processo   entendido como a normaliza  o das janelas de Parzen com o objetivo de suprimir a presen a de medidas esp rias dentro do processo iterativo, ao inv s da utiliza  o propriamente dita do m todo do res duo normalizado como etapa de p s-processamento. Neste contexto, o valor da largura do *kernel* Gaussiano para cada medida decresce a cada itera  o at  que todos os valores de σ_i estejam abaixo de um limiar σ_{min} pr -estabelecido. Este limiar deve ser maior ou igual ao m ximo desvio-padr o esperado para as medidas, para evitar a elimina  o de medidas aproveit veis ao estimador de estados. Neste trabalho, utiliza-se $\sigma_{min} = 0,02$ p.u.

2.4 Algoritmo

A base te rica desenvolvida nas subse  es 2.1 a 2.3 podem agora propor um algoritmo para a estima  o de estados com base no crit rio de m xima corrent pia.   assumido que um conjunto de medidas dispon veis assegure a observabilidade

do sistema. Portanto, o princ pio do algoritmo para o estimador de estados no modelo CMC segue abaixo:

Algoritmo 1. Estimador de Estados CMC

Definir σ^0 e σ_{min} ;

Iniciar $\mathbf{x}^0$ como partida plana dos estados;

Fazer $\sigma_i = \sigma^0$;

Iniciar $k = 0$;

Enquanto $\sigma_i^k > \sigma_{min}$

 Computar $\hat{\mathbf{x}}^k$ atrav s de (11) e (12);

 Calcular $r_i = z_i - \hat{z}_i$ e Ω_{ii} ;

Se $|r_i| > \sigma_i^k$

z_i   suspeita de conter erros grosseiros;

$\mathcal{S} \leftarrow i$;

$\sigma_i = 0$;

 Atualizar σ_i^k conforme (13);

$k = k + 1$

$\hat{\mathbf{x}}_{CMC} = \hat{\mathbf{x}}^k$

O algoritmo CMC proposto   resolvido mediante a aplica  o do m todo de Gauss-Newton, que pode ser substituído por m todos ortogonais baseados no algoritmo das rota  es r pidas de Givens, que ser  discutido a seguir. Outro fator que pode-se destacar   a atua  o das janelas de Parzen, cujas larguras s o normalizadas durante o processo de otimiza  o com base nos desvios-padr o dos res duos das medidas. Isto permite associar o m dulo do res duo $|r_i^k|$   largura do *kernel* Gaussiano σ_i^k , e quando o primeiro torna-se maior que a largura associada, a medida i   identificada como err nea ($\mathcal{S} \leftarrow i$), e que por sua vez, o tamanho do *kernel* a ela associado   considerado zero. Isto torna-se claro ao analisar a fun  o-objetivo em (4) e a modelagem matem tica em (5) e (6), pois ao fazer $\sigma_i = 0$, interrompe-se a retirada de informa  o sobre a medida identificada com erro grosseiro, desconsiderando-se a mesma at  a converg ncia do m todo.

  importante enfatizar que o Estimador de Estados CMC desempenha dentro de todo o seu processo de otimiza  o as tr s fun  es caracter sticas da an lise de erros grosseiros, ou seja, detec  o, identifica  o e elimina  o de medidas esp rias, sem a necessidade de um processamento adicional.

3 Solu  o via Rota  es de Givens

O uso de m todos ortogonais para a resolu  o da EESP prop em garantir robustez e efetividade num rica, e tal t cnica pode ser facilmente conciliada com o m todo dos m nimos quadrados (Sim es Costa and Quintana, 1981; Vempati et al., 1991). Em contrapartida, o problema de otimiza  o em (4) pode ser revolido mediante a aplica  o de um algoritmo baseado nas rota  es ortogonais r pidas de Givens (*G3M*) (Gentleman, 1973), ao inv s da equa  o normal em (11). Para delinear o algoritmo, sucessivas rota  es ortogonais devem ser aplicadas   matriz $\mathbf{H}$ e ao vetor $\Delta \tilde{\mathbf{z}}$, com o objetivo de encontrar um sistema triangular superior de equa  es, em que ambos devem ser escalonados por pesos computados com base no processo

de otimização da máxima correntropia. Considerando a matriz ortogonal $\mathbf{Q}$ que armazena cumulativamente as rotações individuais, tem-se que:

$$\mathbf{Q} \left(\mathbf{W}^{\frac{1}{2}} [\mathbf{H} \mid \Delta \tilde{\mathbf{z}}] \right) = \begin{bmatrix} \mathbf{U} & \mathbf{c} \\ 0 & \tilde{e} \end{bmatrix} \quad (14)$$

onde $\mathbf{W}$ é o produto matricial definido em (9), $\mathbf{U}$ é uma matriz $(n \times n)$ triangular superior e $\mathbf{c}$ é um vetor $(n \times 1)$. A versão das rotações de Givens com três multiplicadores é baseada na decomposição da matriz $\mathbf{U}$ (Simões Costa and Quintana, 1981; Gentleman, 1973):

$$\mathbf{U} = \mathbf{T}^{\frac{1}{2}} \bar{\mathbf{U}} \quad (15)$$

em que $\mathbf{T}$ é uma matriz diagonal de pesos e $\bar{\mathbf{U}}$ é uma matriz triangular superior cujos elementos da diagonal são iguais a 1. Como o vetor $\Delta \tilde{\mathbf{z}}$ é considerado como uma coluna extra de $\mathbf{H}$, isto resulta que o vetor $\mathbf{c}$ seja escalonado pelas transformações ortogonais, e então denotado por $\bar{\mathbf{c}}$. Este artifício torna-se atrativo por tornar desnecessário o cálculo de raízes quadradas presentes em (14), pois na prática apenas $\mathbf{T}$ é efetivamente calculado (Simões Costa and Quintana, 1981; Gentleman, 1973).

Ao final das transformações dadas por (15), o vetor de incrementos $\Delta \mathbf{x}$ é obtido a partir da solução do sistema triangular de equações:

$$\bar{\mathbf{U}} \Delta \mathbf{x} = \bar{\mathbf{c}} \quad (16)$$

Um das qualidades que o algoritmo *G3M* reporta para a resolução do método CMC é a facilidade em que os pesos de $\mathbf{W}$ são introduzidos nas transformações, e que por sua vez, sobre eles estão inseridas as propriedades da correntropia. Como ocorre a rotação de uma medida por vez, o peso W_{ii} é prontamente verificado sobre as condições em (9) e (10). Outra facilidade está relacionada com a não necessidade da rotação de medidas já identificadas com erros grosseiros no processo iterativo, pois, de acordo com o modelo de correntropia, o resíduo da medida é grande o suficiente comparado ao seu *kernel* Gaussiano e nenhuma informação a mais precisa ser retirada, e portanto, segue-se para a próxima medida a ser rotacionada.

4 Simulações e Resultados Numéricos

Os resultados dos estudos de casos apresentados nesta seção ilustram a aplicação do método de Estimativa de Estados com base no Critério de Máxima Correntropia. Para tal, são selecionados dois sistemas-testes para demonstrar a aplicabilidade do método proposto: um sistema de 4 barras e o de 30 barras do IEEE.

As simulações apresentadas neste artigo foram obtidas através da implementação em *software* MATLAB®, e ambos os sistemas são modelados na versão não-linear da rede elétrica. As medidas são computadas mediante à adição de erros aleatórios sobre os valores de parâmetros fornecidos pelo fluxo de potência convergido. Assume-se que a exatidão das medidas de magnitude de tensão e de potência é de 1×10^{-2} p.u.

As subseções a seguir descrevem os resultados numéricos obtidos nas simulações.

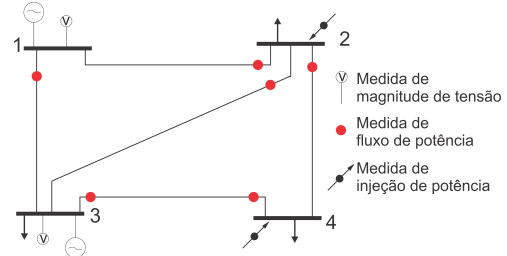


Figura 1: Sistema-teste de 4 barras

4.1 Sistema-teste de 4 Barras

Para melhor ilustrar a aplicação do método proposto, são realizadas simulações utilizando o sistema-teste de 4 barras, cuja rede elétrica e o conjunto de medidas são visualizados na Figura 1. O objetivo da avaliação do algoritmo através deste sistema é de ilustrar o comportamento e as propriedades da correntropia, assim como apresentar os principais valores numéricos obtidos na solução, o que não é inteiramente possível para um sistema de grande porte, devido às limitações de espaço. Desta forma, um erro grosseiro de magnitude de 15 desvios-padrão é adicionado à medida de injeção de potência ativa da barra 4. O valor computado pelo fluxo de potência e o simulado são destacados na Tabela 1. Assim, os estados estimados tanto pelos métodos MQP quanto CMC são apresentados na Tabela 2, enfatizando-se que nenhuma etapa de pós-processamento de erro grosseiro é realizada para o método MQP.

Tabela 1: Medidas e resíduos dos métodos MQP e CMC

Medida	Fluxo de potência	Valor medido	Medida MQP	Medida Estimada CMC	Resíduo MQP	Resíduo CMC
V_1	1,0300	1,0343	1,0442	1,0333	-0,0099	0,0009
V_3	1,0600	1,0615	1,0731	1,0627	-0,0116	-0,0012
$p_{2,1}$	-0,5734	-0,5755	-0,5789	-0,5733	0,0034	-0,0022
$p_{1,3}$	0,7472	0,7419	0,7496	0,7429	-0,0078	-0,0010
$p_{2,3}$	-0,2119	-0,2140	-0,2143	-0,2129	0,0003	-0,0011
$p_{2,4}$	0,1853	0,1857	0,2100	0,1835	-0,0244	0,0021
$p_{3,4}$	0,8066	0,8058	0,8642	0,8049	-0,0584	0,0009
$q_{4,3}$	-0,7951	-0,7916	-0,8515	-0,7936	0,0598	0,0019
$q_{2,1}$	-0,0533	-0,0529	-0,0556	-0,0547	0,0027	0,0019
$q_{1,3}$	-0,1754	-0,1728	-0,1731	-0,1732	0,0003	0,0004
$q_{2,3}$	-0,1314	-0,1333	-0,1312	-0,1309	-0,0021	-0,0025
$q_{2,4}$	-0,0651	-0,0635	-0,0612	-0,0653	-0,0023	0,0019
$q_{3,4}$	0,3034	0,3016	0,3145	0,3023	-0,0129	-0,0007
$q_{4,3}$	-0,1770	-0,1788	-0,1707	-0,1777	-0,0081	-0,0011
P_2	-0,6001	-0,6024	-0,5832	-0,6027	-0,0192	0,0003
P_4	-0,9799	-1,1899	-1,0610	-0,9767	-0,1289	-0,2132
Q_2	-0,2498	-0,2515	-0,2479	-0,2509	-0,0036	-0,0006
Q_4	-0,1500	-0,1507	-0,1448	-0,1513	-0,0059	0,0006

Tabela 2: Estados estimados pelos métodos MQP e CMC

Barra	Magnitudes de Tensão			Ângulos		
	Fluxo de Potência	MQP	CMC	Fluxo de Potência	MQP	CMC
1	1,0300	1,0442	1,0333	0,0	0,0	0,0
2	0,9657	0,9800	0,9688	-0,2313	-0,2269	-0,2297
3	1,0600	1,0731	1,0627	-0,1406	-0,1373	-0,1389
4	0,9877	1,0001	0,9907	-0,3290	-0,3346	-0,3259

Com o objetivo de comparar os resultados das estimativas obtidas por ambos os métodos (*ver tabela 2*), uma métrica de tensão nodal, baseada em (KEMA, 2006), é utilizada para calcular o erro vetorial total, e dada por:

$$M_V = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \vec{V}_i^{estimado} - \vec{V}_i^{verdadeiro} \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

onde $\vec{V}_i^{estimado}$ e $\vec{V}_i^{verdadeiro}$ s o as tens es nodais estimada e a obtida pelo fluxo de pot ncia na barra i , respectivamente. Deste modo, ao aplicar a equa  o (17) aos resultados das estimativas dos m todos, obt m-se $M_{V,MQP} = 0,01$ para o m todo tradicional MQP e $M_{V,CMC} = 0,0025$ para o m todo que utiliza a m xima corrent pia.

Nota-se que o erro grosseiro na medida P_4 afeta de forma severa tanto a estima  o de estados quanto os par metros computados atrav s do m todo MQP, o que n o ocorre pelo m todo CMC, pois os efeitos do erro grosseiro s o atenuados no processo iterativo. Para compreender tal fato, um passo pr -determinado foi utilizado na diminui  o das janelas de Parzen, isto   $\sigma_i^{k+1} = \sigma_i^k - \Delta\sigma$, o que possibilita a visualiza  o da evolu  o da fdp dos res duos das medidas para cada largura das janelas de Parzen σ^k , como apresentado na Figura 2 (em vermelho). Na mesma figura, constata-se que o resultado da fdp dos erros das medidas obtida pelo m todo MQP gera uma fun  o n o-Gaussiana (em azul), para um $\text{kernel } \sigma_{MQP} = 0,02$, devido a presen a do erro grosseiro. Por sua vez, ao analisar a solu  o final do m todo CMC (em verde), tamb m para um $\text{kernel } \sigma_{CMC} = 0,02$, percebe-se que a maior parte dos erros aleat rios sobre as medidas est o concentrados em torno da m dia zero, e um erro entorno de $-0,21 \text{ p.u.}$, caracterizado pela supress o dos efeitos do erro grosseiro na medida P_4 .

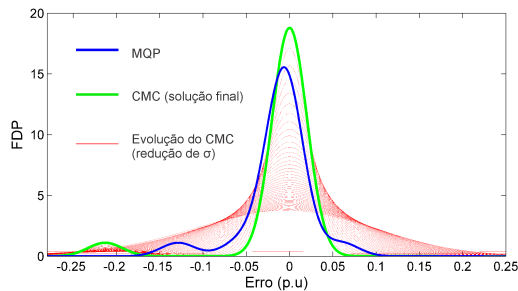


Figura 2: Compara  o da fdp dos erros das medidas obtidas pelos m todos MQP e CMC

4.2 Sistema-teste de 30 Barras do IEEE

O segundo sistema-teste selecionado para a aplica  o da metodologia proposta   o de 30 Barras do IEEE, mostrado na Figura 3 juntamente com o plano de medi  o. As simula  es realizadas desempenham todo o processo previamente apresentado para a estima  o de estados com base no crit rio de m xima corrent pia. Anteriormente  s simula  es, foram desenvolvidas uma s rie de casos que englobam o sistema-teste em quest o, o que inclui:

- a) A constru  o de 10.000 cen rios baseados em uma curva de carga, cujos n veis de carregamento do sistema est o distribuídos em intervalos hor rios, com patamares de carga leve, m dia e pesada. Desta forma, o sistema   submetido a um carregamento dentro da faixa de 70% a 100% do carregamento total;
- b) Simula  o de varia  es sobre as cargas em cada barra a partir da adi  o de um ru do Gaussiano, com um desvio-padr o de 3%;

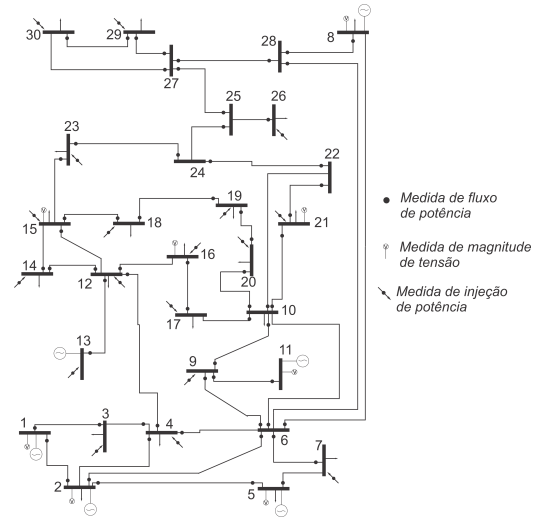


Figura 3: Sistema de 30 barras do IEEE

- c) Sorteio de diversas condi  es operativas de gera  o, assim como a execu  o do despacho econ mico das unidades que est o em opera  o.

Para averiguar a efetividade do m todo, o sistema foi submetido a uma s rie de simula  es, o que inclui a verifica  o do desempenho do algoritmo com e sem a presen a de medidas esp rias. Quando pelo menos uma das medidas dispon veis ao estimador de estados possui erro grosseiro, o valor da magnitude deste erro encontra-se na faixa de 10 a 25 desvios-padr o. Os resultados s o sintetizados na Tabela 3. O n mero de medidas com erros grosseiros varia de 1 a 5 medidas aleat rias geradas por simula  o. Os conjuntos s o submetidos a 1.000 simula  es em cada uma das faixas de magnitude de erros estipulados, conforme subdivididos na Tabela 3. Outras 1.000 simula  es foram realizadas para averiguar o desempenho do algoritmo sem erros grosseiros.

Para melhor apresentar os resultados da Tabela 3, foram detalhados os valores obtidos de sucesso e falha, assim como a efici ncia para cada conjunto de erros grosseiros simulados. Nesta perspectiva, entende-se por sucesso (S) a propriedade do algoritmo incluir todas as medidas simuladas com erros grosseiros no conjunto de medidas rejeitadas pelo estimador. Caso isto n o ocorra, considera-se que houve falha (F) no processamento de erro grosseiro. Enfatiza-se que o teste realizado   extremamente amplo, o que gera baixa probabilidade de um grande n mero de erros grosseiros afetarem somente um conjunto de medidas locais nas simula  es realizadas. Al m disso, a aleatoriedade utilizada para o sorteio dos conjuntos de medidas esp rias estabelece uma grande diversifica  o na forma  o destes conjuntos. Consequentemente, este pode incluir tanto erros grosseiros m ltiplos em medidas correlacionadas como n o correlacionadas.

Os resultados da Tabela 3 mostram que para os casos em que n o h  erros grosseiros e na presen a de um erro, a efici ncia do algoritmo   de 100%. Por outro lado, quando s o simuladas duas ou mais medidas err neas, a efici ncia de atenua  o do algoritmo decresce conforme o n mero de

Tabela 3: Eficiência do algoritmo sobre presença de 0-5 erros grosseiros em medidas aleatórias

Mag. Do Erro	Número de Erros Grosseiros					
	0	1	2	3	4	5
$[10\sigma - 15\sigma]$ F	-	0	6	16	43	53
S	-	1000	994	984	957	947
$[15\sigma - 20\sigma]$ F	-	0	3	11	35	50
S	-	1000	997	989	965	950
$[20\sigma - 25\sigma]$ F	-	0	7	16	29	52
S	-	1000	993	984	971	948
Eficiência: 100,00% 100,00% 99,47% 98,57% 96,43% 94,83%						

Tabela 4: Qualidade das estimativas após simulações com erros grosseiros

Mag. Do Erro	Número de Erros Grosseiros				
	1	2	3	4	5
$[10\sigma - 15\sigma]$	99,60%	98,69%	99,59%	99,58%	100,00%
$[15\sigma - 20\sigma]$	99,90%	99,50%	99,80%	100,00%	99,79%
$[20\sigma - 25\sigma]$	100,00%	99,70%	99,90%	99,90%	99,79%
Eficiência:	99,83%	99,30%	99,76%	99,83%	99,86%

erros, entretanto, permanece com taxas de sucessos elevadas acima de 94%, mesmo sobre grandes perturbações, como o caso de simulações realizadas com 5 erros grosseiros. Outro fator que deve-se avaliar é a qualidade das estimativas fornecidas pelo estimador CMC. Desta forma, considerando-se somente os casos em que ocorreram sucessos na presença de erros grosseiros, as referidas saídas do estimador são submetidas à Equação (17), e os respectivos resultados são comparados a um limiar de $M_V = 0,01$. Com isto, as eficiências sobre as qualidades das estimativas são apresentadas na Tabela 4, mostrando valores satisfatórios, próximas a 100% dos sucessos obtidos nas simulações.

5 Conclusões

Neste trabalho apresenta-se um estimador de estados numericamente robusto baseado no critério de máxima correntropia (CMC). A metodologia proposta é fundamentada na teoria da informação, de maneira a extrair das medidas disponíveis o máximo de conhecimento sobre a condição operativa atual do sistema. Para tal, o método é resolvido mediante um algoritmo ortogonal baseado na versão rápida das rotações de Givens, o qual facilita o processamento de medidas ponderadas, que resultam da aplicação das propriedades de correntropia. Os resultados apresentados têm o objetivo de validar o método proposto, sendo um sistema-teste de 4 barras utilizado para ilustrar as etapas de aplicação do CMC. Posteriormente, uma grande quantidade de simulações foram realizadas com o sistema-teste de 30 barras do IEEE, visando uma análise estatística para os resultados, quando o algoritmo é submetido a diferentes condições de operação e a diferentes erros grosseiros. Os resultados alcançados tiveram êxito superior a 94% das simulações com a presença de medidas espúrias, o que pode ainda ser melhorado mediante a aplicação de técnicas mais robustas para evitar problemas de máximos locais gerados pelo modelo. Embora análises mais detalhadas sobre os requisitos de esforço computacional do método proposto ainda não tenham sido realizadas, uma vantagem evidente neste sentido advém de sua propriedade intrínseca de fornecer estimativas confiáveis sem a necessidade da etapa de pós-processamento para detecção, identificação e eliminação de erros gros-

seiros.

Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro do CNPq, mediante os projetos 312037/2013-9 (A. Simões Costa) e 400799/2014-6. O autor Vladimir Miranda reconhece igualmente o apoio do FEDER - Fundo Europeu de Desenvolvimento Regional, através do seu Programa Operacional para a Competitividade e Internacionalização COMPETE 2020, bem como da FCT - Fundação para a Ciência e Tecnologia (ref^a POCI-01-0145-FEDER-016731).

Referências

- Erdogmus, D. and Principe, J. C. (2002). Generalized information potential criterion for adaptive system training, *IEEE Trans. on Neural Networks* **13**(5): 1035–1044.
- Gentleman, W. M. (1973). Least squares computations by Givens transformations without square roots, *Journal of the Institut of Mathematical Applications* **12**: 329–336.
- Handschin, E., Schweppe, F. C., Kohlas, J. and Fiechter, A. (1975). Bad data analysis for power system state estimation, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems* **94**(2): 329–337.
- KEMA (2006). *Metrics for Determining the Impact of Phasor Measurements on Power System State Estimation*, DRAFT. Eastern Interconnection Phasor Project.
- Liu, W., Pokharel, P. P. and Principe, J. C. (2007). Correntropy: Properties and applications in non-gaussian signal processing, *IEEE Transactions on Signal Processing* **55**(11): 5286–5298.
- Merrill, H. M. and Schweppe, F. C. (1971). Bad data suppression in power system static state estimation, *IEEE Trans. on Apparatus and Systems* **PAS-90**(6): 2718–2725.
- Mili, L., Cheniae, H. G., Vichare, N. S. and Rousseuw, P. J. (1996). Robust state estimation based on projection statistic [of power systems], *IEEE Trans. on Power Systems* **11**(2): 1118–1127.
- Miranda, V., Santos, A. and Pereira, J. (2009). State estimation based on correntropy: a proof of concept, *IEEE Trans. on Power Systems* **24**(4): 1888 – 1889.
- Monticelli, A. (1999). *State Estimation in Electric Power Systems: A Generalized Approach*, Power Electronics and Power Systems, Springer US, New York.
- Parzen, E. (1962). On estimation of a probability density function and mode, *Annals of Mathematical Statistics* **33**: 1065–1076.
- Pires, R. C., Simões Costa, A. and Mili, L. (1999). Iteratively reweighted least-squares state estimation through Givens rotations, *IEEE Trans. on Power Systems* **14**(4): 1499–1507.
- Simões Costa, A. and Quintana, V. H. (1981). An orthogonal row processing algorithm for power system sequential state estimation, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems* **PAS-100**(8): 3791–3800.
- Vempati, N., Slutsker, I. W. and Tinney, W. F. (1991). Enhancements to Givens rotations for power system state estimation, *IEEE Trans. on Power Systems* **6**(2): 842–849.