

Processamento de Erros Grosseiros para Estimadores de Estados Híbridos Ortogonais em Blocos e Medidas Fasoriais em Coordenadas Retangulares

Edson Zanlorensi Jr.* Larah Brüning Ascari**
Antonio Simões Costa ***

*Departamento de Engenharia Elétrica e Eletrônica, Universidade
Federal de Santa-Catarina, SC*

* (e-mail: e.z.junior@posgrad.ufsc.br).

** (e-mail: larah.ascari@posgrad.ufsc.br)

*** (e-mail: simoes.costa@ufsc.br)

Abstract: Recently proposed hybrid power system state estimators allow the imbedding of synchronized phasor measurements into the estimation process by using a two-stage architecture. Such a scheme preserves existing SCADA-based estimators and enhances computational efficiency by processing phasor data through a linear second-stage estimator that exhibits superior accuracy properties. The latter is achieved through the use of a block version of orthogonal Givens rotations able to properly take data correlation into account. Despite those advances, there is a clear need to deepen efforts towards equipping those new estimators with bad data processing tools. This paper is aimed at developing advanced methods for bad data detection and identification associated to that new class of hybrid estimators. Two distinct approaches are considered, and their performances are compared and evaluated through several tests conducted on two benchmark systems for different gross measurements types. The results show that both methods are able to effectively handle bad data, although one of them stands out in terms of the statistical rates of success when massive tests are conducted.

Resumo: Estimadores de estados recentemente propostos para monitoração de sistemas de potência permitem a incorporação de medidas fasoriais ao processo de estimação mediante uma arquitetura em dois estágios. Além de preservar a estrutura de estimadores existentes que processam medidas SCADA, este esquema é computacionalmente mais eficiente graças ao uso de um estimador linear para processar as medidas fasoriais no segundo estágio sem degradação no nível de exatidão das estimativas. Esta propriedade deve-se ao uso de um estimador baseado em rotações ortogonais em blocos que leva em conta correlações entre os componentes retangulares das medidas. Apesar destes avanços, o processamento de erros grosseiros em conexão com esta arquitetura de estimação requer esforços adicionais de pesquisa. Este artigo aborda o desenvolvimento de métodos avançados visando este objetivo. Duas abordagens são consideradas e seus desempenhos avaliados mediante experimentos com distintos tipos de medidas errôneas conduzidos em dois diferentes sistemas-teste. Os resultados apontam que ambos os métodos são eficazes para a identificação de medidas errôneas, embora um deles apresente taxas de sucesso consistentemente superiores sob testes exaustivos de ocorrência de erros grosseiros.

Keywords: Power system hybrid state estimation; Bad data processing; phasor measurements.

Palavras-chaves: Estimação híbrida de estados em sistemas de potência; processamento de erros grosseiros; medição fasorial sincronizada.

1. INTRODUÇÃO

O advento da tecnologia de medição fasorial sincronizada tornou possível a aquisição de medidas precisas de fasores de tensão nas barras e corrente nos ramos de redes de energia elétrica. Dentre as diversas áreas beneficiadas com esta tecnologia está a Estimação de Estados em Sistemas

de Potência (EESP), que é reconhecida como ferramenta essencial dos operadores nos centros de operação e controle. A EESP vem sendo usada há cinco décadas para monitoração de grandes redes elétricas e tradicionalmente faz uso de medidas assíncronas fornecidas por Sistemas de Controle Supervisório e Aquisição de Dados (SCADA, da sigla em Inglês). Já as medidas fasoriais são adquiridas a partir de unidades de medição fasorial (PMU's, idem) instaladas nas subestações. Sua utilização na EESP permite o reforço da observabilidade da rede (Baldwin et al., 1993)

* Os autores agradecem o suporte financeiro do CNPq: E. Zanlorensi Jr. e Larah Ascari via bolsas de Mestrado e Doutorado, e A. Simões Costa via projeto ref. Proc. 313468/2018-4.

e tem potencial para melhorar significativamente a qualidade dos dados disponíveis ao estimador e o desempenho das rotinas de processamento de erros grosseiros (Zhou et al., 2006; Simões Costa et al., 2013; Chen and Abur, 2006). Isto se deve às suas altas taxas de amostragem e níveis superiores de exatidão quando comparadas às medidas SCADA (Yoon, 2005; Phadke and Thorp, 2008).

A concepção de arquiteturas de estimação de estados capazes de combinar eficientemente medidas SCADA e PMU é ainda um problema em aberto. A aparentemente óbvia solução de processar ambos os tipos de medidas por um único estimador (Phadke et al., 1986; Chakrabarti et al., 2010; Valverde et al., 2011), embora teoricamente possível, torna-se indesejável na prática por exigir a completa substituição do software de EESP correntemente utilizado nos centros de operação.

Como uma alternativa bastante promissora, a literatura recente propõe uma arquitetura de estimação composta por dois módulos de estimação distintos. Nesta configuração, estimadores existentes que processam medidas SCADA são preservados e constituem o primeiro módulo, enquanto que as medidas PMU são processadas no segundo módulo, onde também é realizada a coordenação das estimativas (Zhou et al., 2006; Simões Costa and Albuquerque, 2011).

Já que o segundo módulo processa apenas medidas fasoriais, é altamente recomendável, em prol da eficiência computacional, que neste estágio seja utilizado um estimador linear, não-iterativo, o que requer a representação das medidas fasoriais de tensão e corrente em coordenadas retangulares. Entretanto, o fato de os algoritmos de estimação convencionais restringirem-se ao uso de fatores de ponderação escalares implicitamente leva à adoção de uma forte hipótese simplificadora: a da não existência de correlação entre os componentes retangulares das medidas fasoriais, o que na realidade não se verifica. Isto afeta as propriedades estatísticas, e conseqüentemente a precisão das estimativas finais. Para contornar este problema, um novo algoritmo ortogonal de estimação no qual as medidas fasoriais são processadas aos pares e os fatores de ponderação são representados como blocos 2×2 é proposto em (Bez et al., 2020). Os resultados apresentados nesta referência comprovam os ganhos em termos de qualidade das estimativas proporcionados por esta estratégia através de experimentos conduzidos em vários sistemas-teste.

Uma questão que resta ser devidamente explorada em conexão com a arquitetura de estimação em (Bez et al., 2020) é sua capacidade de processar erros grosseiros, atributo essencial de qualquer estimador de estados. Deve-se observar que o tratamento das medidas retangulares aos pares e a utilização de pesos sob a forma de blocos 2×2 torna não-trivial a aplicação de métodos desenvolvidos para estimadores convencionais. Este tópico, apenas preliminarmente abordado em (Bez et al., 2020), é aprofundado neste artigo. Dois métodos de detecção/identificação de medidas errôneas são propostos, e a propriedade de reproprocessamento dos estimadores ortogonais é explorada para a supressão dos erros grosseiros. O desempenho de ambos os métodos é avaliado e comparado com base em experimentos exaustivos realizados com dois sistemas-teste.

As duas próximas seções descrevem a arquitetura de estimação híbrida utilizada e o estimador ortogonal em blocos

utilizado no segundo estágio de estimação. As estratégias propostas para processamento de erros grosseiro e os resultados de simulações são apresentados nas Seções 4 e 5, respectivamente. Finalmente, a Seção 6 sumariza as conclusões do artigo.

2. ARQUITETURA APSI PARA ESTIMAÇÃO HÍBRIDA DE ESTADOS

O primeiro estágio da arquitetura APSI, do inglês *A Priori State Information*, de estimadores híbridos consiste na estimação de estados tradicional, onde apenas as medidas SCADA são processadas. Os resultados da estimação nesta etapa são incorporados ao processamento das medidas fasoriais através de informações *a priori*, constituindo o segundo estágio da arquitetura.

Conforme apresentado em (Bez et al., 2020), as medidas fasoriais são processadas no segundo estágio em coordenadas retangulares. Isso é motivado pelo fato de que o modelo de medição fasorial resultante da conversão de medidas é linear, não necessitando um processo iterativo para a estimação dos estados.

Suponha que as componentes de magnitude e fase de uma determinada medida fasorial sejam convertidas para coordenadas retangulares. Considere também que os medidores de magnitude e fase são estatisticamente independentes, isto é, a matriz \mathbf{R} de covariância dos erros de medição entre as duas medidas é diagonal. Mostra-se em (Bez et al., 2020) que a matriz de covariância \mathbf{R}' entre as partes real e imaginária dessa medida contém valores não nulos nos elementos fora da diagonal, ou seja, são correlacionadas. Considerando um plano de medição fasorial constituído por m medidas fasoriais, onde cada medida fasorial representa uma medida de magnitude e uma medida de fase (ambas referentes à mesma tensão ou corrente), tem-se que, devido a este fato, a matriz de covariância \mathbf{R}'_p assume uma forma bloco diagonal, onde cada bloco é 2×2 .

A incorporação das medidas *a priori* no 2º estágio é equivalente à adição de pseudomedidas dos próprios estados, as quais correspondem aos estados estimados no 1º estágio. A matriz de covariância dos erros de estimação \mathbf{P}_s mede a acurácia dos estados estimados na primeira etapa, e por esse motivo é utilizada na ponderação das pseudomedidas. Como forma de manter a informação de correlação entre parte real e imaginária das pseudo-medidas, a ponderação também é feita aos pares, isto é, utilizando a matriz diagonal em blocos 2×2 da matriz \mathbf{P}_s , denotada por \mathbf{P}'_s . Por questões de compatibilidade, essa matriz também deve ser submetida à mudança de coordenadas, o que é feito de forma similar à conversão da matriz \mathbf{R}_p .

Após a inclusão das medidas *a priori*, o problema de estimação de estados no segundo estágio assume o seguinte formato (Simões Costa and Albuquerque, 2011):

$$\min J(\hat{\mathbf{x}}) = (\mathbf{z}'_p - \mathbf{H}'_p \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{R}'_p (\mathbf{z}'_p - \mathbf{H}'_p \hat{\mathbf{x}}) + (\hat{\mathbf{x}}'_s - \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{P}'_s (\hat{\mathbf{x}}'_s - \hat{\mathbf{x}}) \quad (1)$$

onde \mathbf{H}'_p , \mathbf{R}'_p , \mathbf{z}'_p , $\hat{\mathbf{x}}'_s$, \mathbf{P}'_s e $\hat{\mathbf{x}}$ são, respectivamente, a matriz de observação das medidas fasoriais, a matriz de covariância dos erros de medição fasorial, o vetor de medidas fasoriais, o vetor de estados estimados no primeiro estágio, a matriz de covariância dos erros de estimação

do primeiro estágio, e vetor de estados a ser estimado no segundo estágio. A solução desse problema de otimização é obtida através da conhecida equação normal, dada por:

$$(\mathbf{H}_p^T \mathbf{R}_p^{-1} \mathbf{H}_p' + \mathbf{P}_s'^{-1}) \hat{\mathbf{x}}^* = \mathbf{H}_p^T \mathbf{R}_p^{-1} \mathbf{z}_p' + \mathbf{P}_s'^{-1} \hat{\mathbf{x}}_s' \quad (2)$$

A estimação de estados realizada pela solução direta da Eq. (2) não é recomendável devido ao seu mau condicionamento numérico (Simões Costa and Quintana, 1981). Para melhorar a robustez numérica da solução da Eq. (2), foi desenvolvido o método sequencial ortogonal de Givens (Simões Costa and Quintana, 1981), o qual é aplicado neste artigo e sumarizado a seguir.

3. ESTIMAÇÃO DE ESTADOS BASEADA EM ROTAÇÕES DE GIVENS EM BLOCOS

O método de Givens a três Multiplicadores (G3M), que foi originalmente desenvolvido para a estimação de estados tradicional, foi estendido em (Bez et al., 2020) para permitir a inclusão da informação de correlação entre parte real e imaginária de medidas fasoriais em coordenadas retangulares. No que segue é apresentada uma revisão do estimador G3M na versão escalar (tradicional) e na sua versão estendida em blocos.

3.1 Revisão de estimadores G3M escalares

Suponha que um plano de medição SCADA observável contém m medidas e n estados. Considere também que é utilizado um modelo linear de medição e que não há medidas *a priori*. Sejam \mathbf{z} , \mathbf{H} e \mathbf{R} o vetor de medidas, a matriz de observação e a matriz de covariância dos erros de medição (esta considerada uma matriz diagonal), respectivamente. Seja \mathbf{U} uma matriz triangular superior unitária $n \times n$ inicializada como a matriz identidade de ordem n e \mathbf{D} uma matriz de ordem $(n+1) \times (n+1)$ inicializada como a matriz nula. Seja também um vetor \mathbf{c} de ordem $n \times 1$ inicializado como um vetor nulo. O método de Givens é um estimador sequencial, o que significa que processa uma medida por vez. Suponha que a medida i é a próxima medida a ser processada. Esse processamento consiste na aplicação de rotações rápidas de Givens entre o vetor $[\mathbf{h}_i \ z_i]$ e as linhas da matriz $\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{U} & \mathbf{c} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$, onde \mathbf{h}_i

é a i -ésima linha da matriz \mathbf{H} e z_i é o valor da medida i . O objetivo dessas rotações é anular os elementos do vetor $[\mathbf{h}_i \ z_i]$, incorporando as informações da medida às matrizes \mathbf{U} e \mathbf{D} , bem como ao vetor \mathbf{c} . Suponha que o k -ésimo elemento do vetor $[\mathbf{h}_i \ z_i]$ é o próximo elemento do vetor a ser anulado. Para isso, é realizada uma rotação desse vetor com a k -ésima linha da matriz $\begin{bmatrix} \mathbf{U} & \mathbf{c} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$. Essa rotação consiste na seguinte operação:

$$\begin{bmatrix} \bar{u} \\ \bar{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ h \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \bar{\delta} &= \delta + \omega h_k^2 \\ p_{11} &= \delta / \bar{\delta} & p_{12} &= h_k \omega / \bar{\delta} \\ p_{21} &= -h_k & p_{22} &= 1 \\ \bar{\omega} &= \omega (1 - h_k p_{12}) \end{aligned} \quad (4)$$

onde u é a k -ésima linha da matriz \mathbf{G} , h é o vetor $[\mathbf{h}_i \ z_i]$, δ é o elemento (k, k) da matriz \mathbf{D} , h_k é o k -ésimo elemento de

h (a ser anulado pela rotação) e ω é o fator de ponderação da medida i . Os símbolos com barras superiores indicam as variáveis atualizadas em decorrência da rotação. Para o primeiro elemento não nulo de $[\mathbf{h}_i \ z_i]$, o valor de ω é igual ao inverso da variância do medidor i , ou seja, $\omega = \sigma_i^{-2}$. O efeito dessa inicialização é justamente ponderar a medida i pelo inverso de sua variância.

Considere que foram processadas k medidas, onde $k \geq n$, conforme o procedimento apresentado, e que as k medidas garantem a observabilidade da rede. Mostra-se que o vetor de estados estimados considerando apenas as k medidas é obtido de $\bar{\mathbf{U}} \hat{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{c}}$, onde $\bar{\mathbf{U}}$ e $\bar{\mathbf{c}}$ são, respectivamente, os valores de $\bar{\mathbf{U}}$ e $\bar{\mathbf{c}}$ atualizados após os k processamentos. Note que, como a matriz \mathbf{U} é triangular superior, sua inversa é facilmente calculada através de substituição inversa. Adicionalmente, é demonstrado que o elemento δ_{n+1} da matriz \mathbf{D} é igual à Soma Ponderada dos Quadrados dos Resíduos (SPQR). Seu valor equivale ao que seria obtido para a SPQR de um plano de medição que contém apenas as medidas processadas até aquele instante.

3.2 Estimadores G3M em blocos

Tendo em vista a configuração bloco-diagonal da matriz de covariância dos erros de medição, torna-se infactível a utilização do método de Givens escalar para o processamento de medidas no segundo estágio. Diante disso, é proposta em (Bez et al., 2020) uma extensão do método de Givens tradicional que possibilita o processamento simultâneo de duas medidas, permitindo que possíveis correlações entre elas sejam incluídas no resultado da estimação.

Seja um plano de medição com M medidas fasoriais e $m = 2 \times M$ medidas individuais. Suponha que as partes real e imaginária da medida fasorial i são as próximas medidas a serem simultaneamente processadas pelo estimador. Seja \mathbf{h}_i um vetor $2 \times n$ referente ao i -ésimo par de linhas da matriz \mathbf{H} e \mathbf{z}_i um bloco 2×2 onde a primeira coluna é o par de medidas referente à medida fasorial i e a segunda coluna é nula. Os procedimentos realizados na versão em blocos do método de Givens são similares aos apresentados para a versão escalar, com a diferença que as rotações buscam anular os blocos 2×2 da matriz $[\mathbf{h}_i \ \mathbf{z}_i]$ através de rotações

em blocos com os pares de linhas da matriz $\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{U} & \mathbf{c} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$, onde \mathbf{c} é uma matriz $n \times 2$ em que a segunda coluna é nula. Além disso, a matriz \mathbf{D} é bloco diagonal, e os pesos das medidas Ω são matrizes 2×2 . As rotações em bloco são realizadas conforme segue:

$$\begin{bmatrix} \bar{\mathbf{u}} \\ \bar{\mathbf{h}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{11} & \mathbf{P}_{12} \\ \mathbf{P}_{21} & \mathbf{P}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{h} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \bar{\Delta} &= \Delta + \mathbf{H}_k^T \Omega \mathbf{H}_k \\ \mathbf{P}_{11} &= \bar{\Delta}^{-1} \Delta & \mathbf{P}_{12} &= \bar{\Delta}^{-1} \mathbf{H}_k^T \Omega \\ \mathbf{P}_{21} &= -\mathbf{H}_k & \mathbf{P}_{22} &= \mathbf{I} \\ \bar{\Omega} &= \Omega (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{12}) \end{aligned} \quad (6)$$

onde \mathbf{u} é o k -ésimo par de linhas da matriz \mathbf{G} , \mathbf{h} é a matriz $[\mathbf{h}_i \ \mathbf{z}_i]$, Δ é genericamente referido como o k -ésimo bloco da matriz bloco diagonal \mathbf{D} , \mathbf{H}_k é o k -ésimo bloco 2×2 de \mathbf{h} (a ser anulado pela rotação) e Ω é o fator de ponderação da medida fasorial i . Similarmente ao caso escalar, os

elementos Ω de cada medida fasorial são inicializados pelo inverso do bloco 2×2 da matriz de covariância entre parte real e imaginária. Também de forma análoga ao caso escalar, a SPQR parcial é disponibilizada no bloco Δ_{n+1} da matriz \mathbf{D} atualizada.

Conforme apresentado em (Bez et al., 2020), a inclusão das informações *a priori* no processo de estimação é bastante simples. Para isso, é apenas necessário inicializar a matriz \mathbf{c} com o valor das pseudomedidas, sendo que a \mathbf{D} deve ser inicializada com o inverso da matriz de covariância dos erros de estimação do primeiro estágio, isto é, $\mathbf{D}_0 = \mathbf{P}'_s^{-1}$.

4. PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS NO SEGUNDO ESTÁGIO

Dois métodos de detecção e identificação de erros grosseiros (EGs) associados ao estimador de Givens em blocos são abordados neste artigo e são apresentados nessa seção. O primeiro método, tradicionalmente conhecido como teste- $J(\hat{\mathbf{x}})$, foi introduzido preliminarmente em (Bez et al., 2020) e é apresentado mais detalhadamente neste trabalho. Já o segundo método proposto constitui-se na generalização do teste- \hat{b} apresentado em (Monticelli and Garcia, 1983).

4.1 Método 1: Teste- $J(\hat{\mathbf{x}})$

Como mencionado na Seção 3.2, a SPQR acumulada ao cabo do processamento de k pares de medidas pode ser obtida diretamente da matriz \mathbf{D} , da mesma forma como na versão escalar do método G3M. Isso permite a aplicação de um teste de detecção do χ^2 a cada par de medidas processado. Devido à existência das medidas *a priori*, obtidas do primeiro estágio e que determinam a inicialização das matrizes \mathbf{U} , \mathbf{D} e \mathbf{c} , os pares de medidas fasoriais a serem processados são sempre redundantes com os dados previamente processados, não sendo necessário testar a observabilidade do plano de medição fasorial para a detecção de EGs. No entanto, para que a detecção seja satisfatória, é necessário que os níveis de redundância local dos pontos de medição fasorial sejam adequados.

Após o processamento de cada medida fasorial, é fixada uma probabilidade de falso alarme e realizada a comparação da SPQR corrente com o limiar do teste do χ^2 . Como as medidas são processadas sequencialmente, o limiar de detecção é atualizado após cada processamento. Um ponto importante nesse processo é o número de graus de liberdade utilizado para o cálculo do limiar. Este é inicializado em zero e é incrementado de dois em dois sempre que um par é processado, visto que as partes real e imaginária daquele par são medidas redundantes com as medidas previamente processadas, como já mencionado.

Suponha que o valor da SPQR ultrapasse o limiar do teste do χ^2 quando determinado par é processado. Com base nessa informação, suspeita-se que pelo menos um par contaminado com EG foi processado até aquele instante. Após todas as medidas terem sido processadas, requer-se, portanto, que sejam realizadas etapas de identificação e remoção de EGs, as quais são discutidas adiante.

Para a etapa de identificação de EGs, comumente adota-se o teste do máximo resíduo normalizado (Simões Costa and Quintana, 1981; Monticelli and Garcia, 1983), que

pode ser adaptado para utilização em conjunto com o método de estimação de Givens em blocos. Nos métodos de estimação tradicionais, a diagonal da matriz de covariância dos resíduos \mathbf{W} é utilizada para a normalização dos resíduos de estimação. Devido à mudança de coordenadas e a consequente introdução de correlação entre partes real e imaginária, são utilizadas, após a estimação via Givens em blocos, os blocos diagonais 2×2 da matriz \mathbf{W} no processo de normalização dos resíduos. Seja $\begin{bmatrix} W_{rr}^k & W_{ri}^k \\ W_{ir}^k & W_{ii}^k \end{bmatrix}$ o k -ésimo bloco diagonal 2×2 da matriz \mathbf{W} e $\begin{bmatrix} r_{re}^k \\ r_{im}^k \end{bmatrix}$ os resíduos de parte real e imaginária do k -ésimo par de medidas, sendo ambos obtidos ao final do processamento de todas as medidas. Os correspondentes resíduos normalizados são:

$$\begin{bmatrix} r_{re,N}^k \\ r_{im,N}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{rr}^k & W_{ri}^k \\ W_{ir}^k & W_{ii}^k \end{bmatrix}^{-\frac{1}{2}} \begin{bmatrix} r_{re}^k \\ r_{im}^k \end{bmatrix} \quad (7)$$

Como o processamento das medidas é realizado aos pares, deve-se utilizar uma métrica $-r_N$ que reflita a magnitude do *par de resíduos normalizados* associado a cada medida fasorial. O par de medidas que apresentar o maior valor para tal métrica é, considerado portador de EG (caso o teste de detecção tenha acusado a existência de medidas errôneas no plano de medição). Esse par deve passar pelo procedimento de remoção, o qual é feito utilizando-se da vantajosa propriedade de reproprocessamento do método de Givens. Na versão escalar do método, é possível remover o efeito do processamento de uma medida sobre as matrizes \mathbf{U} , \mathbf{D} e \mathbf{c} reproprocessando esta medida com um peso ω_k igual ao negativo do peso original. Na versão em blocos, a propriedade se mantém, com a diferença que devem ser removidas do plano de medição as medidas de parte real e imaginária referentes ao par identificado como errôneo. Isso é feito através do reproprocessamento desse par com um peso Ω_k igual ao negativo do peso original.

Pontua-se que no cálculo da matriz \mathbf{W} utilizada na normalização deve-se considerar as pseudomedidas referentes às informações *a priori*. A matriz de covariância dos resíduos \mathbf{W} restrita às medidas fasoriais, porém considerando a existência das informações *a priori*, é calculada como:

$$\mathbf{W} = \mathbf{R}_p - (\mathbf{H}'_p)^T \mathbf{G}^{-1} (\mathbf{H}'_p) \quad (8)$$

onde $\mathbf{G} = \mathbf{P}'_s + (\mathbf{H}'_p)^T \mathbf{R}'_p (\mathbf{H}'_p)$.

O Método 1 apresentado pode ser utilizado mesmo na ocorrência de erros grosseiros múltiplos. Para isso, são realizados ciclos de detecção-identificação-remoção sucessivos, conforme apresentado no Algoritmo 1.

4.2 Método 2: Teste- \hat{b}

O método \hat{b} , apresentado em (Monticelli and Garcia, 1983) como alternativa para o processamento de EGs em sistemas SCADA convencionais, é generalizado neste artigo para permitir sua utilização em associação à versão em blocos do G3M. O método baseia-se em estimar os erros das partes real e imaginária do par com o maior valor da métrica $-r_N$. Quando convertidos para coordenadas retangulares, os pares de medidas contaminados por erros grosseiros conterão, em geral, erros grosseiros tanto na componente real quando na componente imaginária da

Algoritmo 1 Método- $J(\hat{\mathbf{x}})$ generalizado

- (1) Seja k o número de pares de medidas já processadas pelo estimador G3M em blocos. Fixar a probabilidade de falso alarme e realizar o teste do χ^2 com $2k$ graus de liberdade sobre a SPQR disponível na matriz $\mathbf{\Delta}_{n+1}$ corrente. Se $k = M$, ir para o passo 3;
 - (2) Processar o par $k + 1$ e ir para o passo 1;
 - (3) Se nenhum dos M testes de detecção indicou a presença de EG, o processo é finalizado e infere-se que não há medidas errôneas no plano de medição. Caso contrário, ir para o passo 4;
 - (4) Estimar os estados e calcular os resíduos normalizados. Obter a métrica $-r_N$ para todas as medidas fasoriais. Seja k o par que corresponde ao maior valor da métrica. Remover o par k e ir para o passo 5;
 - (5) Realizar o teste do χ^2 com $\ell - 2$ graus de liberdade, onde ℓ é o número de graus de liberdade do teste antecedente. Se o teste indicar presença de EGs, retornar ao passo 4. Caso contrário, fim.
-

medida. Sejam $\hat{\beta}_{kre}$ e $\hat{\beta}_{kim}$ as respectivas estimativas dos erros da parte real e imaginária do par k correspondente aos maiores resíduos normalizados. Seus valores são encontrados a partir da minimização da seguinte função:

$$J(\hat{\beta}_{\mathbf{k}}) = (\mathbf{r} - \mathbf{s}_{\mathbf{k}}\hat{\beta}_{\mathbf{k}})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{r} - \mathbf{s}_{\mathbf{k}}\hat{\beta}_{\mathbf{k}}) \quad (9)$$

Nessa formulação, $\hat{\beta}_{\mathbf{k}} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{kre} \\ \hat{\beta}_{kim} \end{bmatrix}$ e $\mathbf{s}_{\mathbf{k}}$ é uma matriz $m \times 2$ correspondente ao k -ésimo par de colunas da matriz de sensibilidade dos resíduos $\mathbf{S} = \mathbf{W}\mathbf{R}^{-1}$ (Simões Costa and Quintana, 1981). A solução desse problema fornece:

$$\hat{\beta}_{\mathbf{k}} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{kre} \\ \hat{\beta}_{kim} \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{\mathbf{k}} \mathbf{W}_{\mathbf{k}}^{-1} \mathbf{r}_{\mathbf{k}} \quad (10)$$

onde $\mathbf{R}_{\mathbf{k}}$ e $\mathbf{W}_{\mathbf{k}}$ são, respectivamente, os blocos 2×2 da matriz \mathbf{R} e da matriz \mathbf{W} correspondentes ao par de medidas errôneas, e $\mathbf{r}_{\mathbf{k}}$ é o vetor 2×1 dos seus resíduos de estimação.

Como esse cálculo fornece as estimativas para os erros em coordenadas retangulares, é necessário obter o erro equivalente em coordenadas polares. Dessa forma é possível inferir a existência de erros grosseiros através da comparação do erro normalizado com um limiar, geralmente definido como 4 desvios-padrão. O Algoritmo 2 apresenta as etapas de processamento do método do \hat{b} generalizado.

5. RESULTADOS

Com o objetivo de avaliar o desempenho dos métodos de processamento de erros grosseiros, simulações foram conduzidas nos sistemas teste do *IEEE* de 14 barras e de 30 barras, cujos dados e diagramas unifilares são disponibilizados em (UWash, 1993). Os métodos foram aplicados à arquitetura híbrida de dois estágios proposta pela referência (Bez et al., 2020). Assume-se que o primeiro estágio emprega um estimador convencional que processa apenas medidas obtidas a partir do sistema SCADA. Já o segundo estágio compreende um estimador G3M em blocos aparelhado com os estágios de processamento de erros grosseiros fundamentados nos métodos propostos neste trabalho.

Algoritmo 2 Método- \hat{b} generalizado

- (1) Processar todas as medidas fasoriais disponíveis no plano de medição;
 - (2) Estimar os estados e calcular os resíduos normalizados de todas as medidas;
 - (3) Obter a métrica $-r_N$ para todas as medidas fasoriais. Seja k a medida fasorial que corresponde ao maior valor da métrica $-r_N$. Estimar $\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{kr} \\ \hat{\beta}_{ki} \end{bmatrix}$ a partir da Eq. (10). Obter as estimativas dos erros em coordenadas polares $\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{km} \\ \hat{\beta}_{kf} \end{bmatrix}$ e normalizá-las pelos desvios-padrão dos respectivos medidores;
 - (4) Se $|\hat{\beta}_{km}| > \lambda$ ou $|\hat{\beta}_{kf}| > \lambda$, onde λ é um limiar definido, considera-se que o par k contém erro grosseiro. Nesse caso, seguir para o passo 5. Caso contrário, conclui-se que não há EGs no plano de medição fasorial e o processamento de EGs é finalizado.
 - (5) Remover o par k do plano de medição e voltar ao passo 2.
-

Nas simulações realizadas, os valores reais das quantidades medidas e das variáveis de estado são obtidos a partir de resultados convergidos de estudos de fluxo de potência. Com base nesses valores e através da superposição de erros com distribuição Gaussiana e média zero, são obtidas as quantidades medidas que compõem os planos de medição do sistema-teste. Vale ressaltar que diferentes níveis de precisão são atribuídos de acordo com a tecnologia de monitoramento. Assume-se que a precisão das medidas obtidas via sistema SCADA é de 1%. Para medidas fasoriais, espera-se que sejam mais precisas, sendo o valor utilizado de 0.1%. Em todos os cenários simulados, supõe-se a observabilidade dos planos de medição para ambas as classes de medidas.

Para cada sistema-teste, PMUs são alocadas especialmente na rede de modo a se obter, tanto quanto possível, uma configuração uniformemente distribuída, sem seguir uma regra de alocação ótima. É considerado que cada PMU instalada em uma determinada barra do sistema fornece medidas de tensão complexa da respectiva barra e de correntes complexas dos ramos incidentes. Além disso, o plano de medição fasorial é estabelecido com redundância suficiente para conferir condições razoáveis para o processamento de erros grosseiros. Para o sistema de 14 barras, considera-se um plano de medição fasorial com 8 PMUs, o que representa uma redundância de 2,52 neste caso. Este plano e o diagrama unifilar do sistema são apresentados na Figura 1. Já para o sistema de 30 barras considera-se um cenário com a alocação de 18 PMUs, o que corresponde a uma redundância de 2,44.

Como forma de ilustrar particularidades da aplicação das metodologias de processamento propostas, primeiramente são apresentados exemplos que detalham as etapas de detecção, identificação e remoção considerando cenários com erros grosseiros simples e múltiplos para o sistema-teste de 14 barras. Na sequência, discute-se as taxas de detecção e identificação obtidas a partir de 3000 simulações para ocorrências de erros grosseiros simples nos sistemas teste de 14 e de 30 barras.

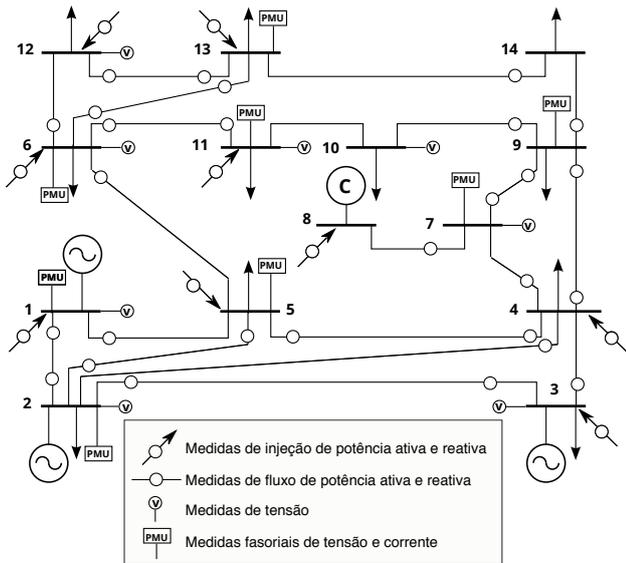


Figura 1. Plano de medição para o sistema *IEEE* 14 barras: cenário com oito PMUs

5.1 Processamento de EGs via teste- $J(\hat{x})$ generalizado

Para exemplificar a cadeia de processamento de erros grosseiros através do teste- $J(\hat{x})$ generalizado (vide Seção 4.1), dois exemplos para o sistema-teste de 14 barras foram selecionados. Na primeira simulação, considera-se a ocorrência de apenas um erro de elevada magnitude dentro do conjunto de 68 medidas (ou 34 pares) presentes no plano de medição fasorial. No segundo exemplo, a sequência de medição e identificação é ilustrada para um cenário com EGs múltiplos. Vale ressaltar que em todas as simulações o limiar de detecção para o teste do χ^2 foi calculado considerando-se uma probabilidade de falso alarme de 5%.

A Figura 2 mostra a evolução do valor de $J(\hat{x})$ para a ocorrência de um erro grosseiro de 30 desvios-padrão na magnitude de tensão da barra 7, o qual é, neste caso, único no plano de medição. Esse par equivale ao par #5 na ordem de processamento. Na figura, também é apresentada em cinza a evolução do limiar do teste do χ^2 calculado a cada processamento. Como se observa, o valor de $J(\hat{x})$ viola o limiar imediatamente após o processamento do par #5. Quando esse par é processado, o número de graus de liberdade utilizado no teste de detecção é 10, correspondendo ao limiar do χ^2 igual a 18,3. O valor de $J(\hat{x})$ obtido logo após o processamento do par #5 é 122,3, sendo uma forte indicação de que um EG foi processado até aquele ponto. Nota-se também uma elevação perceptível após o processamento do par #24. Esse par equivale à medida fasorial de corrente \hat{I}_{7-9} , que é fortemente correlacionada com a medida errônea \hat{V}_7 . Pontua-se que o valor de $J(\hat{x})$ é sempre incrementado quando uma medida fasorial é processada. A aparente constância do valor de $J(\hat{x})$ entre os processamentos do par #5 e #22 deve-se à escala logarítmica utilizada.

Após o processamento de todas as 34 pares de medidas fasoriais, é iniciado o processo de identificação, já que há indicação da existência de EG a partir dos testes do χ^2 . A métrica- r_N é então calculada para todas as medidas fasoriais, verificando-se que a medida #5 é, de fato, a

que apresenta o maior resíduo normalizado. Segue-se a etapa de remoção, que consiste em reprocessar o par #5 com o peso igual ao negativo de seu peso original. O procedimento de remoção é ilustrado na Figura 2 como o processamento de número 35. Após esse procedimento, verifica-se que o valor de $J(\hat{x})$ passa a ser 14,88. É realizado mais um teste do χ^2 com limiar de detecção de 85,96. Como o valor de $J(\hat{x})$ não viola o limiar de detecção, considera-se que não há mais erros grosseiros no plano de medição.

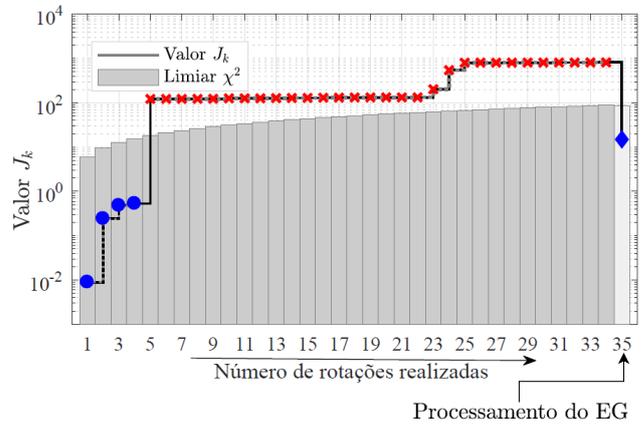


Figura 2. Evolução do valor $J(\hat{x})$ para um erro grosseiro simples no par #5 (\hat{V}_7): • - sem violação do limiar; × - violação do limiar; ♦ - após supressão do EG.

Buscando demonstrar a aplicabilidade do método para cenários mais complexos, que incluem erros grosseiros múltiplos, foram simulados 4 erros simultâneos nas medidas de: *i*) módulo de tensão da barra 6 (par #4), *ii*) fase de tensão da barra 6 (par #4), *iii*) fase de corrente da linha 1-2 (par #14), e *iv*) módulo de corrente da linha 1-5 (par #10). Estes erros foram simulados com diferentes magnitudes, cujos respectivos valores em números de desvios-padrão são 40, 20, 30 e 10.

A Figura 3 ilustra a evolução do valor de $J(\hat{x})$ ao longo das etapas de processamento dos pares de medidas. Pode-se observar que o valor de $J(\hat{x})$ excede o limiar estabelecido para o teste do χ^2 após o processamento do par #4, caracterizando a detecção de pelo menos um erro grosseiro dentro do conjunto de medidas. Além disso, outras elevações abruptas no valor de $J(\hat{x})$ podem ser observadas durante as rotações relativas às medidas portadoras de erros grosseiros ou que envolvam medições redundantes a estas. Após o processamento do último par de medidas, que corresponde ao par #34, inicia-se a etapa de identificação e remoção das medidas errôneas. O par #4, que corresponde ao fasor de tensão da barra 6, por possuir o máximo valor de r_N , é o primeiro par identificado como errôneo. A sua remoção faz com que o valor de $J(\hat{x})$, que era 2777,5, caia para 945,0. Porém, este valor permanece ainda acima do limiar de 85,9 estabelecido para o teste do χ^2 , o que indica a presença de outro erro grosseiro. A partir de um novo cálculo da métrica- r_N , identifica-se o par #14 também como errôneo que, em consequência, é também removido. Esta remoção faz com que o valor de $J(\hat{x})$ decaia mais uma vez. No entanto, esta queda ainda não é suficiente para encerrar o processo. O valor de $J(\hat{x})$ permanece acima do limiar do χ^2 , indicando a presença de pelo menos mais um erro grosseiro. Um novo cálculo da

métrica- r_N aponta o par #10 como errôneo. Finalmente, após a 37^a rotação, que remove o par #10, o valor de $J(\hat{x})$ atinge um valor aceitável dentro do limite do teste do χ^2 . Desta forma encerra-se o processo que permitiu a correta detecção, identificação e remoção de todas as quatro medidas errôneas simuladas.

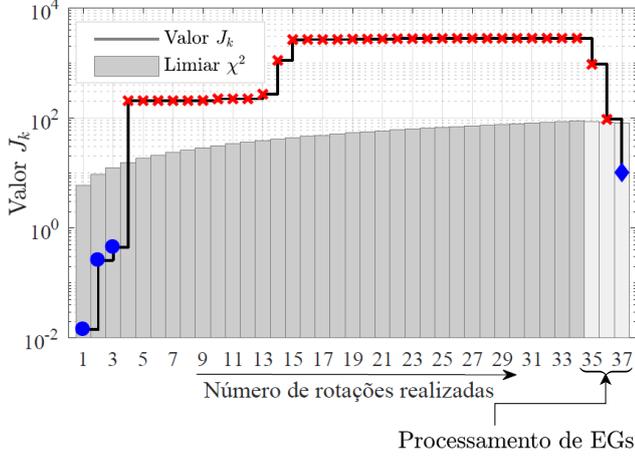


Figura 3. Evolução do valor de $J(\hat{x})$ para erros grosseiros múltiplos nos pares #4, #14, e #10: • - sem violação do limiar; × - violação do limiar; ♦ - após supressão dos EGs.

5.2 Processamento de EGs via teste- \hat{b} generalizado

Os dois cenários de simulação apresentados na Seção 5.1 foram também selecionados para a verificação da eficácia do método- \hat{b} generalizado descrito na Seção 4.2. A Figura 4(a) ilustra os estágios de processamento de EGs considerando que o plano de medição contém apenas um erro grosseiro simples, enquanto que a Figura 4(b) foi obtida a partir do processamento de EGs múltiplos. Estas etapas apresentadas na figura ocorrem após o processamento inicial, que compreende as rotações das 34 medidas do plano.

Na Figura 4, cada coluna vertical representa uma etapa dos testes de detecção e identificação dos erros. Os círculos e os triângulos representam, respectivamente, os valores absolutos dos erros estimados de magnitude e de fase da medida fasorial que apresenta o máximo valor de r_N naquela etapa. O par processado em cada etapa é indicado na parte superior da respectiva coluna. A linha horizontal representa o limiar de detecção do teste- \hat{b} , cujo valor adotado neste trabalho é de 4 desvios-padrão.

A Figura 4(a) mostra os estágios do processamento no cenário (a), em que se considera um único EG. Nota-se que o par #5 apresenta inicialmente o maior valor da métrica- r_N . Para este, verifica-se que o valor estimado do erro normalizado da magnitude é de 30,17, muito próximo ao valor simulado (30 desvios-padrão). Já o erro estimado de fase apresenta-se menor que o limiar, tendo um valor normalizado de 0,05 desvios-padrão. Isso indica que a medida de fase do par #5 é livre de EG, estando também de acordo com a simulação. Como o erro de magnitude viola o limiar de detecção, considera-se o fasor #5 como errôneo, e portanto este par é removido do plano de medição através do reprocessamento do mesmo

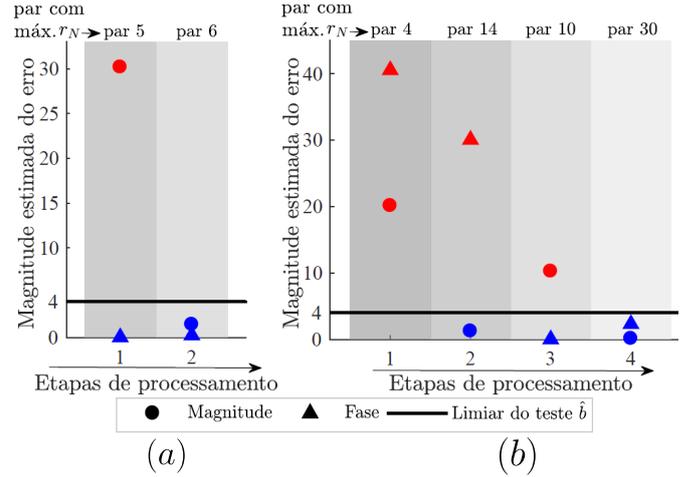


Figura 4. Etapas de processamento de EGs via teste \hat{b} : (a) EG simples no par #5; (b) EGs múltiplos nos pares #4, #14, e #10. • - Estimativa do erro da medida de magnitude do fasor com máximo r_N ; ▲ - Estimativa do erro da medida de fase do fasor com máximo r_N ; Em vermelho: estimativas acima do limiar; Em azul: estimativas abaixo do limiar.

com um peso igual ao negativo de seu peso original. Após esse procedimento, os resíduos normalizados são recalculados. Nesta nova etapa, observa-se que o par #6 é agora o que apresenta o máximo valor da métrica- r_N . Os valores absolutos das estimativas dos erros de magnitude e fase desse par são de, respectivamente, 1,47 e 0,26 desvios-padrão. Como estes valores estão abaixo do limiar estabelecido, conclui-se corretamente que o par #6 é válido e o processamento de EGs é finalizado.

O cenário (b), representado na Figura 4(b), diz respeito ao processamento dos 4 EGs múltiplos já considerados na Subseção 5.1. No início do processamento observa-se que o par #4 apresenta o máximo valor da métrica- r_N , e portanto a magnitude dos erros estimados para módulo e ângulo deste fasor são analisados na primeira etapa. Os valores estimados destes erros são respectivamente 20,12 e 40,54, sendo portanto próximos dos valores simulados de 20 e 40 desvios-padrão. Como ambos estão acima do limiar, o par #4 é identificado como errôneo e removido do plano de medição, de modo que os dois erros grosseiros são eliminados simultaneamente. Após nova estimação e recálculo do máximo r_N , observa-se que o par #14 apresenta agora o máximo valor, e portanto deve ser processado na etapa 2. O erro estimado para este par é de 30,06, valor novamente coerente com a magnitude do erro de fato simulado e superior ao limiar estabelecido para teste \hat{b} . Embora o erro estimado para a magnitude do fasor esteja abaixo do limiar, o par todo é removido. Repetindo-se o mesmo procedimento, verifica-se que o par #10 passa a apresentar o máximo valor de r_N , e que o erro estimado para o respectivo componente de módulo é igual a 10,25. Como este valor viola o limiar do teste- \hat{b} , o par também é identificado como errôneo e subsequentemente removido. Na etapa 4, é o par #30 que corresponde ao máximo r_N , porém os valores estimados dos erros para esse par ficam abaixo do limiar do teste. Conclui-se finalmente que não há mais erros grosseiros dentro do conjunto de medidas e o processamento é encerrado.

5.3 Taxas de Detecção e Identificação de EGs

Com o objetivo e avaliar ainda mais profundamente o desempenho dos métodos de processamento de erros grosseiros propostos, um número amplo de simulações de erros grosseiros simples foram conduzidas nos sistemas *IEEE* de 14 e 30 barras. Para garantir confiabilidade estatística foram realizadas 3000 simulações para cada sistema-teste. Em cada simulação, consideram-se distintas realizações de erros gaussianos para o conjunto de medidas dos planos de medição e supõe-se a existência de um único erro grosseiro entre estas medidas, de magnitude igual a 30 desvios-padrão. Além disso, as simulações foram realizadas de forma a avaliar todas as possibilidades de localização do erro grosseiro, abrangendo cada uma das medidas que compõem os planos de medição fasorial.

A Tabela 1 apresenta as taxas de sucesso de detecção, de identificação e, de ocorrência conjunta de detecção e identificação, considerando ambos os métodos propostos aplicados aos dois sistemas-teste.

Tabela 1. Taxas de detecção e identificação de EG simples

Método	$J(\hat{x})$ generalizado		\hat{b} generalizado	
	14 barras	30 barras	14 barras	30 barras
Detecção (%)	84,8	84,4	96,0	94,5
Identificação (%)	95,6	95,3	96,4	90,5
Detec. & Ident. (%)	81,1	80,4	92,6	84,6

Nota-se que para ambos os sistemas-teste, o processamento de EGs via teste- $J(\hat{x})$ generalizado leva à detecção de erros grosseiros em cerca de 85% dos casos simulados, enquanto as taxas de identificação ficam por volta de 95%. Já quando se considera o processamento via aplicação do teste- \hat{b} generalizado, as taxas de detecção são cerca de 10% maiores, atingindo valores próximos de 95%, enquanto as taxas de identificação variam de 90,5% a 96,4%. Destaca-se ainda que a ocorrência de detecção e identificação corretas simultâneas ocorre em cerca de 80% dos casos quando aplicado o teste- $J(\hat{x})$. Estas taxas são mais elevadas para o método teste- \hat{b} generalizado, variando de 84,6% até 92,6%.

Vale ainda notar que as taxas de sucesso estão também relacionadas ao número de medições disponíveis. Outras simulações, realizadas em condições similares porém considerando-se a situação limite com PMUs presentes em todas as barras dos sistemas-teste, obtiveram taxas muito superiores. Embora não seja um cenário realístico, considerar a presença de PMUs em todas as barras representa um caso-limite que revela a relação das taxas de sucesso com o nível de redundância local entre as medidas. Nestas simulações, devido aos elevados níveis de redundância dos planos de medição, as taxas de sucesso de detecção e de identificação atingem valores muito próximos a 100% para ambos os métodos, em ambos os sistemas-teste.

6. CONCLUSÕES

Este artigo aborda o processamento de erros grosseiros em estimadores de estados APSI híbridos em blocos. Duas estratégias são propostas, sendo ambas extensões não-triviais de métodos existentes para detecção/identificação de erros grosseiros de modo a permitir sua aplicação no

contexto de medidas fasoriais em coordenadas retangulares. A partir de experimentos exaustivos realizados com os sistemas-teste do *IEEE* de 14 e 30 barras, verifica-se que ambos os métodos investigados são eficazes para a detecção e identificação de erros grosseiros no segundo estágio. Entretanto, as taxas de detecção e identificação de EGs obtidas dos testes realizados apontam um melhor desempenho do Método 2, baseado em uma versão generalizada do teste- \hat{b} , em comparação ao Método 1, que utiliza o teste- $J(\hat{x})$ e o valor do máximo resíduo normalizado como critérios de detecção e identificação, respectivamente.

REFERÊNCIAS

- Baldwin, T.L., Mili, L., Boisen, M.B., and Adapa, R. (1993). Power system observability with minimal phasor measurement placement. *IEEE Transactions on Power Systems*, 8(2), 707–715.
- Bez, D., Costa, A.J.S., Ascari, L.B., and Zanlorensi Jr., E. (2020). A block version of orthogonal rotations for improving the accuracy of hybrid state estimators. *IEEE Transactions on Power Systems*.
- Chakrabarti, S., Kyriakides, E., Ledwich, G., and Ghosh, A. (2010). Inclusion of PMU current phasor measurements in a power system state estimator. *Generation, Transmission Distribution, IET*, 4(10), 1104–1115.
- Chen, J. and Abur, A. (2006). Placement of PMUs to enable bad data detection in state estimation. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 21(4), 1608–1615.
- Monticelli, A. and Garcia, A. (1983). Reliable bad data processing for real-time state estimation. *IEEE Trans. on Power App. and Syst.*, PAS-102(5), 1126–1139.
- Phadke, A. and Thorp, J. (2008). *Synchronized phasor measurements and their applications*. Springer verlag.
- Phadke, A., Thorp, J., and Karimi, K. (1986). State estimation with phasor measurements. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 1(1), 233–238.
- Simões Costa, A. and Albuquerque, A. (2011). A two-stage orthogonal estimator to incorporate phasor measurements into power system real-time modeling. *Power Systems Computation Conference (PSCC)*.
- Simões Costa, A., Albuquerque, A., and Bez, D. (2013). An estimation fusion method for including phasor measurements into power system real-time modeling. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 28(2), 1910–1920.
- Simões Costa, A. and Quintana, V. (1981). An orthogonal row-processing algorithm for power system sequential state estimation. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, PAS-100(8), 3791–3800.
- UWash (1993). University of Washington - power systems test case archive. <https://labs.ece.uw.edu/pstca/>. [Online; accessed 18-June-2019].
- Valverde, G., Chakrabarti, S., Kyriakides, E., and Terzija, V. (2011). A constrained formulation for hybrid state estimation. *IEEE Trans. on Power Syst.*, 26(3), 1102–1109.
- Yoon, Y. (2005). *Study of the utilization and benefits of phasor measurement units for large scale power system state estimation*. Ph.D. thesis, Texas A&M University.
- Zhou, M., Centeno, V., Thorp, J., and Phadke, A. (2006). An alternative for including phasor measurements in state estimators. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 21(4), 1930–1937.