

PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS ASSOCIADO A MÉTODOS DE FUSÃO DE ESTIMATIVAS EM SISTEMAS DE POTÊNCIA MONITORADOS POR MEDIDAS CONVENCIONAIS E FASORIAIS

RODOLFO MUSSIATO GONÇALVES*, ANTONIO JOSÉ ALVES SIMÕES COSTA*

*LABSPOT, Depto. de Engenharia Elétrica, UFSC
Florianópolis, Santa Catarina, Brasil

Emails: rodolfo.mussiato@gmail.com, simoes.costa@ufsc.br

Abstract— This paper evaluates the improvements on bad data processing associated with power system state estimation, achieved by crosschecking information independently provided by conventional measurements and synchronized phasor data. The integration of the two types of measurements is achieved through the use of estimation fusion theory. The adopted methodology is based on the comparison of bad data processing results, comprising detection, identification and recovery of spurious measurements. Those stages are performed by different methods, such as information crosschecking, normalized residuals, the $\hat{b}$ -method and hypothesis testing identification (HTI). The final results provided by estimation fusion after the bad data identification/recovery stage takes place, are also compared and analyzed. The IEEE 118-bus network is used as test system for the case studies reported in this paper.

Keywords— bad data processing, power system state estimation, synchronized phasor measurements, estimate fusion.

Resumo— Este artigo tem por objetivo investigar os ganhos de eficiência no processamento de erros grosseiros associados à estimação de estados, proporcionados pelo cruzamento de informações convencionais obtidas do sistema SCADA e de medidas fasoriais sincronizadas. A integração destas últimas aos dados oriundos do sistema SCADA é feita através da aplicação da teoria de fusão de estimativas. A metodologia utilizada baseia-se na comparação de resultados do processamento de erros grosseiros, desde a detecção e identificação até a recuperação das medidas espúrias, realizado mediante diferentes métodos, tais como cruzamento de informações, resíduos normalizados, método- $\hat{b}$ e identificação baseada em testes de hipóteses (HTI). Também são comparados os resultados finais da fusão alcançados via pós-processamento do estágio de identificação/recuperação de erros grosseiros. A rede IEEE 118-barras é utilizada como sistema-teste nos estudos de caso reportados no artigo.

Palavras-chave— processamento de erros grosseiros, estimação de estados em sistemas de potência, medidas fasoriais sincronizadas, fusão de estimativas.

1 Introdução

A Estimação de Estados em Sistemas de Potência (EESP) tem extrema importância para a operação de sistemas elétricos de potência, por ser a função responsável destinada a disponibilizar informações confiáveis em tempo real à respeito do ponto de operação do sistema, garantindo desta forma a segurança e o bom funcionamento do sistema (Monticelli, 1999; Abur e Gómez-Expósito, 2004).

A EESP é realizada a partir da aquisição em tempo real de medições das grandezas que descrevem o comportamento do sistema. Por várias décadas desde as primeiras implementações da EESP, as medidas eram fornecidas exclusivamente por um sistema de aquisição de dados assíncronos que refletem as condições de operação da rede elétrica, transmitidos para processamento no centro de operações. Este sistema é referido pela sigla SCADA (da sigla em Inglês para *Supervisory Control and Data Acquisition*) e as medidas por ele fornecidas são frequentemente referidas como convencionais.

Mais recentemente, houve um grande avanço nas ferramentas de monitoração proporcionado pelo advento dos sistemas de medição fasorial sincronizada (Phadke e Thorp, 2008). Os avanços desta tecnologia têm permitido a gradual mas crescente instalação de PMU's (da sigla em Inglês para *Phasor Measurement Units*) nos sistemas de potência. Como consequência da inclusão desta nova instrumentação, medidas fasoriais sincronizadas estão sendo disponibilizadas para ins-

trumentalizar a operação de redes elétricas, o que também abre novas perspectivas para a monitoração e análise da segurança do sistema.

Tendo em vista o fato de que as medidas fasoriais são fornecidas com uma taxa de amostragem muito superior às das medidas SCADA, além de apresentarem maior precisão em seus valores medidos, é notório que a sua integração à estimação de estados deve proporcionar melhorias significativas nos processos de monitoração e análise de segurança do sistema de potência.

Consequentemente, a revisão da literatura técnica na área revela um crescente interesse na integração das medidas fasoriais na estimação de estados, combinando-as com dados oriundos do sistema SCADA. Diversas propostas nesse sentido têm sido apresentadas, como por exemplo as estratégias utilizadas em Zhou et al. (2006), Nuqui e Phadke (2007) e Simões Costa et al. (2013). Esta última referência relata excelentes resultados obtidos a partir da fusão de estimativas, sendo por este motivo o método adotado neste artigo.

A fusão de estimativas é vista como um método adequado para combinar as informações SCADA e fasoriais, por utilizar um módulo de estimação para cada classe de medida processada pelo método, o que torna possível o aproveitamento de estimadores convencionais já existentes nos centros de operação.

Entretanto, medidas fasoriais, assim como as convencionais, são susceptíveis a erros de medição (Phadke et al., 2009; Phadke e Thorp, 2008). Em que pesem os esforços dedicados à integra-

ção das medidas sincronizadas, o processamento de erros grosseiros associados às duas classes de medidas ainda se constitui em um desafio.

Uma contribuição recente nesse sentido foi apresentada por Coutto Filho et al. (2014). A ideia central é tirar proveito da existência das duas estruturas de medição, considerando a hipótese de independência estatística das duas classes de medidas. A identificação de medidas espúrias é então baseada no cruzamento de resultados obtidos individualmente a partir de cada uma das referidas classes de medidas.

Este artigo aprofunda a metodologia proposta por Coutto Filho et al. (2014), a qual se restringe ao uso do clássico tratamento de erros grosseiros com base nos resíduos normalizados (Schweppe e Wildes, 1970). Assim, neste trabalho são também explorados técnicas mais elaboradas, como o método- $\hat{b}$ (Monticelli, 1999) e a identificação baseada em testes de hipóteses, ou HTI (Van Cutsem et al., 1984). A exploração destes outros métodos de identificação torna possível apontar a combinação de métodos mais efetiva para o tratamento de medidas espúrias, incluindo todas as etapas desde a detecção e identificação até a recuperação destas medidas, para diferentes casos e situações. Finalmente, o processo completo de estimação é concluído mediante a realização da fusão dos resultados finais das estimativas, com o propósito de avaliar a eficácia da abordagem proposta.

As seções 2 e 3 deste artigo descrevem os princípios básicos da EESP, a teoria de fusão de estimativas, além do processamento de erros grosseiros para sistemas monitorados por medidas convencionais e fasoriais sincronizadas. Os resultados numéricos e suas respectivas análises são apresentados na seção 4. Finalmente, as conclusões são sumarizadas na seção 5.

2 Estimação de Estados e Fusão de Estimativas

2.1 Modelo de medição não-linear

Considere um sistema de potência constituído por N barras e NL linhas de transmissão, no qual m quantidades são medidas. O número de variáveis de estado neste caso é dado por $n = 2N - 1$. O conjunto de m medidas e os erros de medição estão relacionados através do seguinte modelo:

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

onde, $\mathbf{z}$ é o vetor de ordem $(mx1)$ das quantidades medidas; $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ é o vetor de ordem $(mx1)$ composto por funções não lineares do estado do sistema; $\mathbf{x}$ é o vetor de estados e possui ordem $(nx1)$; $\boldsymbol{\eta}$ é o vetor $(mx1)$ que modela os erros de medição. É suposto que este vetor $\boldsymbol{\eta}$ apresenta distribuição normal, com média zero e matriz de covariância $\mathbf{R}$.

2.2 Mínimos quadrados ponderados e método de Gauss-Newton

O método dos Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) estima o vetor $\hat{\mathbf{x}}$ para os estados, essa estimativa é calculada de forma a minimizar a função

custo baseada no modelo de medição apresentado na equação (1). Onde a seguinte função deve ser minimizada:

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] \quad (2)$$

ao minimizar essa função em relação a $\hat{\mathbf{x}}$, minimiza-se o índice representado pelo somatório dos quadrados dos resíduos ($\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$) ponderados pelos inversos das variâncias dos erros de medição.

Para solução deste problema é utilizado o método de Gauss-Newton, uma técnica iterativa também conhecida como Equação Normal (Abur e Gómez-Expósito, 2004):

$$\begin{aligned} [\mathbf{H}^t(\hat{\mathbf{x}}^k) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^k)] \Delta \hat{\mathbf{x}} &= \mathbf{H}^t(\hat{\mathbf{x}}^k) \mathbf{R}^{-1} \Delta \mathbf{z} \\ \hat{\mathbf{x}}^{k+1} &= \hat{\mathbf{x}}^k + \Delta \hat{\mathbf{x}} \end{aligned} \quad (3)$$

Com o propósito de tornar o teste mais próximo a realidade dos sistemas de potência, o sistema-teste utilizado neste artigo será suposto como parcialmente observável quando consideradas apenas as medidas fasoriais. O problema da não-observabilidade é contornado com o auxílio de informações *a priori*. A técnica de inclusão destes dados é a mesma já utilizada na literatura, como em Eder e Simões Costa (2014).

Neste momento, são definidas algumas matrizes importantes para o processamento de erros grosseiros, e consequentemente para a EESP. Segundo Monticelli (1999), o termo Matriz Ganho designa a matriz de coeficientes da equação normal de Gauss, portanto:

$$\mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^k) = \mathbf{H}^t(\hat{\mathbf{x}}^k) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^k) \quad (4)$$

onde $\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^k)$ é a matriz Jacobiana de ordem (mxn) , resultando em uma matriz ganho de ordem (nxn) .

A partir da matriz ganho, pode-se definir outras duas matrizes importantes na EESP, sendo elas:

$$\begin{aligned} \mathbf{P} &= (\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \\ \mathbf{W} &= \mathbf{R} - \mathbf{H} \mathbf{P} \mathbf{H}^t \end{aligned} \quad (5)$$

onde $\mathbf{P}$ representa a matriz de covariância dos erros de estimação, obtida a partir da inversa da matriz ganho, e $\mathbf{W}$ denota a matriz de covariância dos resíduos (Abur e Gómez-Expósito, 2004).

2.3 Fusão de Estimativas

Além de tornar possível o aproveitamento de estimadores convencionais já existentes, a utilização de um módulo de estimação para cada classe de medida processada também permite trabalhar com estimadores lineares para as medidas fasoriais, já que neste caso as observações disponíveis são funções lineares dos estados do sistema, o que resulta em estimadores mais rápidos e eficientes.

A fusão de estimativas tem por objetivo combinar os dois vetores gerados pelos estimadores, a fim de obter uma estimativa ótima. Esta combinação é realizada com base em conceitos da fusão de dados com múltiplos sensores. Em relação às

redes de fusão, neste artigo é utilizada uma arquitetura descentralizada (Simões Costa et al., 2013) segundo a qual são recebidos na célula de fusão apenas os resultados produzidos pelos estimadores individuais.

Com base na formulação matemática da fusão de estimativas descentralizada para o caso particular de dois sensores, a fórmula de fusão torna-se (Simões Costa et al., 2013):

$$\hat{\mathbf{x}}^* = (\mathbf{P}_{22} - \mathbf{P}_{21})(\mathbf{P}_{11} + \mathbf{P}_{22} - \mathbf{P}_{12} - \mathbf{P}_{21})^{-1}\hat{\mathbf{x}}_1 + (\mathbf{P}_{11} - \mathbf{P}_{12})(\mathbf{P}_{11} + \mathbf{P}_{22} - \mathbf{P}_{12} - \mathbf{P}_{21})^{-1}\hat{\mathbf{x}}_2 \quad (6)$$

A equação (6) é conhecida como fórmula de fusão de *Bar-Shalom-Campo*. Considerando que as estimativas $\hat{\mathbf{x}}_1$ e $\hat{\mathbf{x}}_2$ são não correlacionadas, e definindo o subscrito **S** para medidas SCADA e **F** para as quantidades fasoriais, chega-se a:

$$\hat{\mathbf{x}}^* = \mathbf{P}_F(\mathbf{P}_S + \mathbf{P}_F)^{-1}\hat{\mathbf{x}}_S + \mathbf{P}_S(\mathbf{P}_S + \mathbf{P}_F)^{-1}\hat{\mathbf{x}}_F \quad (7)$$

sabe-se que as matrizes $\mathbf{P}_S$ e $\mathbf{P}_F$ são calculadas a partir da inversa das matrizes ganho $\mathbf{G}_S$ e $\mathbf{G}_F$. Após algumas manipulações algébricas, o vetor ótimo das estimativas pode ser obtido através da solução do seguinte sistema de equações lineares (Simões Costa et al., 2013):

$$(\mathbf{G}_S + \mathbf{G}_F)\hat{\mathbf{x}}^* = \mathbf{G}_S\hat{\mathbf{x}}_S + \mathbf{G}_F\hat{\mathbf{x}}_F \quad (8)$$

3 Processamento de Erros Grosseiros

Primeiramente é apresentada a notação utilizada neste trabalho. Como na seção anterior, as quantidades relacionadas ao sistema SCADA são denotadas pelo subscrito **S**, enquanto que as medidas relacionadas ao sistema fasorial são indicadas pelo subscrito **F**. Usando $\mathbf{A}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}$ como um exemplo genérico da notação adotada, temos que **A** indica uma variável (vetor ou matriz) calculada para a classe de medidas X a partir de estimativas disponíveis para a classe de medidas Y. Se $X = Y$, diz-se que a quantidade é *própria*, enquanto que se $X \neq Y$ há o cruzamento de informação, e $\mathbf{A}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}$ é caracterizada como variável *cruzada*.

3.1 Matrizes de covariância próprias

Serão demonstradas apenas as matrizes de covariância próprias das quantidades do sistema SCADA, porém o mesmo princípio é válido para as medidas fasoriais sincronizadas:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{z}}_{SS} &= \mathbf{h}_S(\hat{\mathbf{x}}_S) \\ \mathbf{M}_{SS} &= \mathbf{H}_{SS}\mathbf{P}_{SS}\mathbf{H}_{SS}^t \\ \mathbf{W}_{SS} &= \mathbf{R}_{SS} - \mathbf{M}_{SS} \end{aligned} \quad (9)$$

onde $\hat{\mathbf{z}}_{SS}$ é o vetor de estimativas próprias para as medidas do sistema SCADA; $\mathbf{M}_{SS}$ é a matriz de covariância das estimativas para as quantidades medidas, lembrando que $\mathbf{P}_{SS} = \mathbf{G}_{SS}^{-1}$; e $\mathbf{W}_{SS}$ é a matriz de covariância dos resíduos próprios ($\mathbf{r}_{SS} = \mathbf{z}_S - \hat{\mathbf{z}}_{SS}$) (Coutto Filho et al., 2014).

3.2 Matrizes de covariância cruzadas

Novamente serão apresentadas apenas as matrizes de covariâncias cruzadas da estimativa para as medidas SCADA, calculadas a partir dos estados

estimados pelo sistema fasorial. A situação oposta não é ilustrada, porém pode ser obtida seguindo a mesma linha de pensamento.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{z}}_{SF} &= \mathbf{h}_S(\hat{\mathbf{x}}_F) \\ \mathbf{M}_{SF} &= \mathbf{H}_{SF}\mathbf{P}_{FF}\mathbf{H}_{SF}^t \\ \mathbf{W}_{SF} &= \mathbf{R}_{SF} - \mathbf{M}_{SF} \end{aligned} \quad (10)$$

onde $\hat{\mathbf{z}}_{SF}$ é o vetor constituído pelas estimativas para as quantidades medidas no sistema SCADA, calculadas a partir dos estados estimados pelo módulo de estimação fasorial ($\hat{\mathbf{x}}_F$); o mesmo raciocínio é válido para a matriz de covariância para a estimativa das medidas $\mathbf{M}_{SF}$, e também para $\mathbf{W}_{SF}$ que representa a matriz de covariância dos resíduos cruzados ($\mathbf{r}_{SF} = \mathbf{z}_S - \hat{\mathbf{z}}_{SF}$). Sabe-se que $\mathbf{H}_{SF} = \partial \mathbf{h}_S / \partial \mathbf{x}$, é a matriz Jacobiana das medidas convencionais calculada em $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_F$.

3.3 Métodos de identificação de erros grosseiros

O método clássico do máximo resíduo normalizado, neste trabalho, é utilizado para informações próprias e cruzadas:

$$\begin{aligned} r_{SS}^N(i) &= \frac{|r_{SS}(i)|}{\sqrt{W_{SS}(i,i)}} \\ r_{SF}^N(i) &= \frac{|r_{SF}(i)|}{\sqrt{W_{SF}(i,i)}} \end{aligned} \quad (11)$$

a partir do mesmo princípio é possível calcular r_{FF}^N e r_{FS}^N . Outro método utilizado para informações próprias e cruzadas é o método- $\hat{b}$:

$$\begin{aligned} \hat{b}_{SS}(i) &= \frac{\sigma_{SS}^2(i)r_{SS}^N(i)}{\sqrt{W_{SS}(i,i)}} \\ \hat{b}_{SS}(i) &= \frac{|\hat{b}_{SS}(i)|}{\sigma_{SS}(i)} = \frac{\sigma_{SS}(i)|r_{SS}^N(i)|}{\sqrt{W_{SS}(i,i)}} \\ \hat{b}_{SF}(i) &= \frac{\sigma_{SS}^2(i)r_{SF}^N(i)}{\sqrt{W_{SF}(i,i)}} \\ \hat{b}_{SF}(i) &= \frac{|\hat{b}_{SF}(i)|}{\sigma_{SS}(i)} = \frac{\sigma_{SS}(i)|r_{SF}^N(i)|}{\sqrt{W_{SF}(i,i)}} \end{aligned} \quad (12)$$

o mesmo raciocínio é utilizado para calcular $\hat{b}_{FF}$, $\hat{b}_{FS}$ e $\hat{b}_{FS}$. O último método utilizado na identificação de erros grosseiros é o HTI (Van Cutsem et al., 1984). Porém, como é utilizado apenas para informações próprias, e considerando ainda as limitações de espaço, sua formulação matemática não será apresentada neste artigo.

3.4 Diagnóstico para erros grosseiros

A investigação para presença ou não de erros grosseiros é realizado a partir de uma análise sobre violação dos limiares nos métodos para detecção/identificação de medidas espúrias. Definindo a sigla EG como erro grosseiro e lembrando que SS indica o processamento de apenas medidas convencionais enquanto que SF indica a utilização do cruzamento de informações, a Tabela 1 sumariza como é obtido o diagnóstico final.

Tabela 1: Tabela de Diagnóstico

Limites Violados		Diagnóstico
SS	SF	
Sim	Sim	EG em medidas convencionais (Área observável por PMU)
Sim	Não	EG em medidas convencionais (Área não observável por PMU)
Não	Sim	EG em medidas fasoriais
Não	Não	Nenhum EG

Neste trabalho também é considerado o caso onde as duas classes de medidas estão simultaneamente contaminadas por erros. Para este caso, os limites violados são os mesmos de quando os erros grosseiros estão presentes apenas em medidas convencionais e dentro de uma área observável pelo sistema fasorial. Portanto, para que o diagnóstico seja correto, também é utilizado o cruzamento de informações FS. A fim de facilitar a compreensão, esta abordagem é exemplificada na seção seguinte.

Depois de detectar/identificar as medidas espúrias, é realizada a recuperação destas quantidades com a intenção de obter, após o estágio de fusão, uma estimativa final ótima que represente fielmente os estados do sistema.

4 Resultados Numéricos

Os estudos de caso foram realizados em diversos sistemas-teste do IEEE, porém por limitações de espaço são apresentados apenas resultados referentes ao sistema de 118 barras. Para todos os casos avaliados neste artigo, são consideradas as seguintes precisões para as medidas: 3% para injeções e fluxos de potência ativa e reativa, 3% também para as medidas de corrente, e por fim 1% para as quantidades de tensão, sendo todas essas medidas oriundas do sistema SCADA; Para os dados fasoriais são considerados 0,4% para os módulos de tensão e corrente e 0,3% para os ângulos de tensão e corrente.

Para melhor avaliar o desempenho dos métodos, são utilizados índices e métricas comentados na sequência.

No estágio detecção/identificação são avaliados para cada método: a eficácia para detectar e identificar todas as medidas espúrias do plano de medição, o número de vezes em que é necessário estimar novamente os estados do sistema durante o processo de recuperação das medidas e o esforço computacional de cada método, fundamentado no tempo total de processamento. Finalmente, também é avaliado o índice de espalhamento do erro (IEsp) que indica a porcentagem de medidas válidas declaradas como suspeitas de serem portadoras de erro grosseiro. Este índice é calculado pela relação entre a quantidade de medidas válidas rotuladas como suspeitas e o número total de medidas que constituem o plano de medição.

A estimativa final dos estados dos sistemas, ob-

tida após o processamento de EG e a fusão das estimativas, é avaliada com base na média dos erros e desvio padrão dos módulos e ângulos das tensões nas barras do sistema. Além disso, a seguinte métrica de precisão da tensão complexa é utilizada (KEMA, 2006):

$$M_{accV} = \|\dot{V}^{erro}\|_2 = \left(\sum_j |\dot{V}_j^{verd} - \dot{V}_j^{est}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

onde $\dot{V}_j^{verd}$ e $\dot{V}_j^{est}$ são os fasores das tensões nodais na j -ésima barra “verdadeiras” (obtidas via fluxo de potência) e estimadas, respectivamente.

Todos os casos apresentados a seguir foram simulados em ambiente *Matlab*, em computador com processador *Intel Core i5*, 4ª geração, 1.7GHz e memória de 6GB.

4.1 IEEE 118-barras

Como já mencionado, é considerado que este sistema-teste é observável somente com relação às medidas convencionais. Os planos de medição são compostos como segue. SCADA: 72 medidas de injeção de potência, tomadas aos pares ativo/reactivo; 67 medidas de magnitude de tensão; 116 medidas de fluxo de potência, também tomadas aos pares ativo/reactivo, totalizando 443 medidas. PMU: 35 medidas de tensão complexa das barras(módulo e fase); 31 medidas de corrente nos ramos(parte real e imaginária), resultando em um plano de medição constituído por 132 medidas.

Diferentes situações são apresentadas: nos casos 1.A e 1.B apenas uma medida SCADA é contaminada por erro grosseiro, sendo que a diferença entre os casos está na localização desta medida: no primeiro ela está situada internamente à área observável por medidas fasoriais, enquanto que no segundo está fora da ilha observável por PMUs. No caso 2.A, cinco medidas convencionais apresentam erros grosseiros, todas elas localizadas internamente à área observável por grandezas fasoriais. Já no caso 2.B quatro medidas SCADA estão contaminadas por EGs, sendo que apenas uma dessas medidas está situada fora da ilha observável por PMUs. Os casos seguintes, 3.A e 3.B, apresentam erros grosseiros em uma e quatro medidas fasoriais, respectivamente. A magnitude dos erros simulados nos estudos de caso variam entre 5σ e 30σ .

A Tabela 2 indica a quantidade de erros grosseiros simulados em cada caso, e também o número de medidas suspeitas detectadas por cada um dos métodos. O critério para seleção de medidas suspeitas dos métodos convencionais são $|\mathbf{r}_{ss}^N| > 3$ e $|\mathbf{r}_{ss}^N| > 5$ para o teste dos resíduos normalizados e o método HTI, respectivamente. Os resultados do método- $\hat{b}$ não são ilustrados neste exemplo pois sua aplicação restringe-se à medida que apresenta o maior resíduo normalizado, independentemente portanto do refinamento de um conjunto pré-selecionado de medidas suspeitas. Os métodos que utilizam o cruzamento de informações, obedecem os seguintes critérios: $|\mathbf{r}_{sf,fs}^N| > 3$ para o teste dos resíduos normalizados e $\hat{\mathbf{b}}_{sf,fs} > 4$ para o método- $\hat{b}$. Na Tabela 2 não são

apresentados os resultados para os casos 3.A e 3.B, pois apenas o cruzamento de informa  es   utilizado para identifica  o quando somente medidas fasoriais est o contaminadas por erros grosseiros. Isto   vi vel pelo fato do sistema ser observ vel com respeito  s medidas convencionais.

Os dados que comp em a Tabela 2 representam os resultados de apenas uma simula  o, adotada como exemplo para cada um dos casos estudados.

Tabela 2: EGs simulados e sele  o de medidas suspeitas

Caso	EG Qtde.	M�todo				
		r^N	$\hat{b}$	HTI	r_{cruz}^N	$\hat{b}_{cruz}$
1.A	1	9	-	5	1	1
1.B	1	2	-	2	0	0
2.A	5	15	-	7	5	5
2.B	4	9	-	5	3	3
3.A	1	-	-	-	1	1
3.B	4	-	-	-	4	4

Os valores exibidos na Tabela 2 apontam uma dentre as grandes vantagens obtidas ao utilizar os m todos que fazem uso do cruzamento de informa  es. Estes se mostram bem sens veis   presen a de medidas esp rias independentemente da amplitude do erro, o que contrasta com os m todos convencionais. Al m disso, o cruzamento de informa  es impede que medidas v lidas sejam flagradas como suspeitas, contribuindo significativamente para reduzir o valor do  ndice IEsp. Estas propriedades s o justificadas pela independ ncia estat stica entre as duas classes de medidas.

Outra circunst ncia relevante apontada pela Tabela 2   ilustrada pelos casos 1.B e 2.B, que evidenciam a fragilidade dos m todos que cruzam informa  es quando erros em medidas convencionais se encontram fora da zona observ vel por PMUs. Tais resultados revelam a import ncia de se combinar m todos convencionais com os que utilizam o cruzamento de informa  es. Esses problemas n o foram encontrados em simula  es onde o sistema-teste   considerado observ vel para ambas classes de medidas, por m esta hip tese n o  , pelo menos por enquanto, condizente com a realidade. Portanto a proposta   utilizar m todos convencionais para auxiliar o cruzamento de informa  es na falta de observabilidade de medidas fasoriais.

A Tabela 3 mostra os valores para alguns  ndices de desempenho dos m todos na identifica  o e recupera  o de medidas contaminadas. Por limita  es de espa o, s o apresentados apenas as m dias dos casos. No processo de recupera  o das medidas, para c culo do n mero de vezes em que os estados s o novamente estimados, desconsideram-se as simula  es dos casos 1.A e 1.B, por ambos possuirem apenas uma medida contaminada. Adicionalmente, no processo de identifica  o os casos 3.A e 3.B s o considerados apenas no cruzamento de informa  es. Na tabela, a sigla TC refere-se ao tempo computacional para a execu  o de cada m todo analisado.

Tabela 3: Desempenho detec  o/identifica  o

�ndice	M�todo				
	r^N	$\hat{b}$	HTI	r_{cruz}^N	$\hat{b}_{cruz}$
IEsp(%)	1,41	-	0,52	0	0
N� de Est.	4,11	4,32	1	1	1
TC(s)	0,43	0,29	0,28	0,21	0,23

Pelo mesmo motivo j  comentado anteriormente, n o   poss vel obter o  ndice de espalhamento de erro para o m todo- . Os valores do  ndice IEsp reportados na Tabela 3 consideram os distintos casos coletivamente, mas mesmo assim s o reveladores quanto ao desempenho dos diferentes m todos. Ressalta-se que estes valores s o normalizados pela dimens o do plano de medi  o (443 medidas neste caso).

O motivo do m todo-  apresentar um n mero de estima  es maior que o res duo normalizado deve-se ao fato de que a recupera  o de medidas   um processo individual. Al m disso, o m todo apresenta maior sensibilidade   presen a de erros, o que o torna capaz de identificar e recuperar um n mero maior de medidas quando comparado ao teste dos res duos normalizados.

Os resultados, apresentados nas Tabelas 2 e 3 s o representativos de diversos outros obtidos com o aux lio dos sistemas-teste do IEEE de 14 e 300 barras. Em geral, os resultados consistentemente indicam que a melhor combina  o para detec  o/identifica  o e recupera  o de medidas esp rias envolve o m todo HTI e algum dos dois m todos que utilizam o cruzamento de informa  es (j  que, tamb m consistentemente, estes  ltimos apresentam resultados bem similares). Uma caracter stica em comum destes m todos   a possibilidade de realizar a identifica  o e recupera  o das medidas esp rias em bloco, necessitando apenas de uma itera  o.

Desta maneira   poss vel realizar o processamento de EG para cada m dulo de estima  o e obter estimativas confi veis, antes de envi -las   c lula de fus o que determina a estimativa final.

Como forma de valida  o desta  ltima etapa, a Tabela 4 apresenta as m tricas de tens o ap s a fus o das estimativas convencionais e fasoriais. Para os resultados ilustrados a seguir, foram considerados apenas os valores obtidos pela combina  o dos m todos HTI e res duo normalizado cruzado. Ainda na Tabela 4, as siglas ME e DP significam M dia dos Erros e Desvios-Padr o, respectivamente.

Tabela 4: M tricas para estimativa final

Caso	M_{accv}	ME		DP	
		$ V $	δ	$ V $	δ
1.A	$6,72e^{-2}$	$6e^{-4}$	$4e^{-4}$	$7,77e^{-4}$	$4,17e^{-4}$
1.B	$6,65e^{-2}$	$6e^{-4}$	$4e^{-4}$	$7,74e^{-4}$	$4,22e^{-4}$
2.A	$6,5e^{-2}$	$6e^{-4}$	$4e^{-4}$	$7,76e^{-4}$	$4,22e^{-4}$
2.B	$6,75e^{-2}$	$6e^{-4}$	$4e^{-4}$	$7,84e^{-4}$	$4,28e^{-4}$
3.A	$6,39e^{-2}$	$5e^{-4}$	$4e^{-4}$	$7,65e^{-4}$	$4,22e^{-4}$
3.B	$7,15e^{-2}$	$6e^{-4}$	$5e^{-4}$	$7,87e^{-4}$	$4,11e^{-4}$
4	$7,36e^{-2}$	$6e^{-4}$	$5e^{-4}$	$8e^{-4}$	$4,42e^{-4}$

O caso 4 foi adicionado apenas nesta tabela por se tratar de um caso específico, onde há a presença de erros grosseiros nas duas classes de medidas. De acordo com a Tabela 1, este caso se encaixaria no primeiro diagnóstico, onde os limites seriam violados para ambos os métodos. O procedimento adotado neste caso consiste em primeiramente identificar e corrigir as medidas convencionais através do método HTI. Após essa correção, é verificada a presença de EG em medidas fasoriais através do cruzamento FS: caso os limites sejam violados, conclui-se que existem erros nas duas classes de medidas; em caso contrário, os erros estão localizados apenas em grandezas convencionais localizadas dentro da área observável por medidas fasoriais.

Os resultados apresentados, são um indicativo de que a técnica de cruzamento de informações combinada com um método convencional para detecção/identificação de erros grosseiros são capazes de identificar e recuperar os EGs presentes, possibilitando o aproveitamento dos benefícios da inclusão de medidas fasoriais no sistema elétrico de potência. Esta inclusão proporciona assim um significativo aperfeiçoamento do processo de estimação de estados, tornando-o ainda mais eficaz e confiável.

5 Conclusões

Os resultados dos estudos de caso apresentados neste artigo, que são representativos de diversos estudos de caso realizados também com o auxílio de outros sistemas-teste do IEEE, permitem concluir que mesmo considerando-se a inclusão gradual de PMUs no sistema de potência, os benefícios das medidas fasoriais podem ser vantajosamente estendidos à estimação de estados. Mesmo que o sistema ainda não seja observável por medidas fasoriais, as técnicas apresentadas neste artigo demonstram a possibilidade de depurar as estimativas finais dos estados do sistema mediante um processamento mais eficaz de erros grosseiros em medidas. Fatores tais como: inclusão de informações *a priori* para contornar o problema de observabilidade; utilização do cruzamento de informações para melhorar a precisão e agilidade da identificação de EG, e combinação destes métodos com os convencionais, possibilitam o processamento de erros grosseiros para diferentes casos, incluindo aqueles em que se verifica a presença de EG nas duas classes de medidas. Os resultados apontam que, para um melhor desempenho, devem ser combinados o cruzamento de informações com o método HTI. Após essa etapa, a metodologia proposta é concluída mediante o estágio final de fusão de estimativas.

Agradecimentos

Rodolfo M. Gonçalves e A. Simões Costa (Proc. n° 312037/2013-9) agradecem o apoio financeiro do CNPq.

Referências

- Abur, A. e Gómez-Expósito, A. (2004). *Power System State Estimation: Theory and Implementation*, Marcel Dekker, New York, NY, USA.
- Coutto Filho, M. B. d., Stacchini de Souza, J. C. e Ribeiro Guimaraens, M. A. (2014). Enhanced bad data processing by phasor-aided state estimation, *Power Sys., IEEE Trans. on* **29**(5): 2200–2209.
- Eder, C. J. F. e Simões Costa, A. J. A. (2014). Métodos de fusão para agregar múltiplas classes de dados à estimação de estados de redes elétricas, *Anais do XX CBA, Belo Horizonte, MG, Brasil*. pp. 3214–3221.
- KEMA (2006). *Metrics for Determining the Impact of Phasor Measurements on Power System State Estimation*, Eastern Interconnection Phasor Project.
- Monticelli, A. (1999). *Power System State Estimation: A Generalized Approach*, Kluwer, Norwell, MA, USA.
- Nuqui, R. F. e Phadke, A. G. (2007). Hybrid linear state estimation utilizing synchronized phasor measurements, *IEEE Power Tech, Lausanne, Suíça*.
- Phadke, A. G. e Thorp, J. S. (2008). *Synchronized phasor measurements and their applications*, Springer Science & Business Media.
- Phadke, A. G., Thorp, J. S., Nuqui, R. F. e Zhou, M. (2009). Recent developments in state estimation with phasor measurements, *PSCE'09. IEEE/PES* pp. 1–7.
- Schweppe, F. C. e Wildes, J. (1970). Power system static-state estimation, part [i]: Exact model, *PAS, IEEE Trans. on* **89**(1): 120–125.
- Simões Costa, A., Albuquerque, A. e Bez, D. (2013). An estimation fusion method for including phasor measurements into power system real-time modeling, *Power Sys., IEEE Trans. on* **28**(2): 1910–1920.
- Van Cutsem, T., Ribbens-Pavell, M. e Mili, L. (1984). Hypothesis testing identification: A new method for bad data analysis in power system state estimation, *PAS, IEEE Trans. on* **103**(11): 3239–3252.
- Zhou, M., Centeno, V. A., Thorp, J. e Phadke, A. G. (2006). An alternative for including phasor measurements in state estimators, *Power Sys., IEEE Trans. on* **21**(4): 1930–1936.