

CAPACIDADE OBSERVAÇÃO DO ESTADO DE REDES ELÉTRICAS: LIMITES E RISCOS

ANDRE A. AUGUSTO¹, JULIO C. STACCHINI DE SOUZA^{1,2}, M. B. DO COUTTO FILHO², V. MIRANDA³

¹*Depto. de Engenharia Elétrica, Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, Caixa Postal 24210-240, São Domingos, Niterói – RJ, Brasil*

²*Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, Caixa Postal 24210-240, São Domingos, Niterói – RJ, Brasil*

³*INESC TEC e Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto
Porto, Portugal*

E-mails: aaaugusto@id.uff.br, julio@ic.uff.br, mbrown@ic.uff.br

Abstract— Power system state estimation is the nucleus of advanced computer application programs responsible for monitoring, controlling, and optimizing the performance of electrical grids. Its main objective is to provide a complete and reliable real-time dataset to be used in energy management systems. From the viewpoint of state estimation, observability represents the ability to see (to some degree) the current operational state of the system. As such, it is vital to evaluate this faculty, especially in quantitative terms. In this paper, a probabilistic evaluation of the observation capabilities of the state estimation function is proposed. Indicators that express the state estimation risk of being unable to observe the network as a whole and processing properly spurious data are conceived. Critical events that may degrade the tool performance are characterized and represented through a simple probabilistic model. A Monte Carlo simulation-based approach for calculation of the proposed indicators is also presented. Numerical results of simulation studies performed on the IEEE 30-bus system illustrate the proposed methodology.

Keywords— State Estimation, Observability, Monte Carlo Simulation, Redundancy, Criticality Analysis.

Resumo— A estimação de estado se constitui na parte mais importante de aplicativos computacionais avançados responsáveis por monitorar, controlar e otimizar o desempenho de redes elétricas. Seu principal objetivo está em fornecer um conjunto de dados de tempo real, completo e confiável, para ser usado em sistemas de gerenciamento de energia. Para a estimação de estado, observabilidade representa a capacidade de ver (em certo grau) o estado operativo atual do sistema. Assim sendo, torna-se vital avaliar esta capacidade, especialmente em termos quantitativos. Neste trabalho, propõe-se uma avaliação probabilística da capacidade de observação da função estimação de estado. Indicadores que expressam o risco de a estimação de estado ser incapaz de observar a rede como um todo e processar erros grosseiros adequadamente são concebidos. Eventos críticos que podem degradar o desempenho desta ferramenta são caracterizados e representados por meio de um modelo probabilístico simples. Apresenta-se também uma abordagem baseada na simulação de Monte Carlo para o cálculo dos indicadores propostos. Resultados numéricos de estudos de simulação conduzidos no sistema IEEE 30-barras ilustram a metodologia proposta.

Palavras-chave— Estimação de Estado, Observabilidade, Simulação de Monte Carlo, Redundância, Análise de Criticalidade.

1 Introdução

Garantir uma operação segura, eficiente e confiável em tempo real de redes elétricas constitui objetivo ambicioso e desafiador. A estimação de estado (EE) em sistemas de potência tornou-se um processo fundamental para atingir tal objetivo, contribuindo decisivamente para o estabelecimento de uma base de dados completa e confiável (Abur, 2004).

Embora a EE tenha percorrido um caminho aberto ao longo de cinco décadas, constata-se que permanece em contínua evolução (Huang, 2012). Recentemente, grande parte da discussão envolvendo a EE refere-se à incorporação de tecnologias avançadas de medição, para o suprimento de dados variados, através dos quais se observa diretamente o estado do sistema, com boa precisão e taxas de amostragem elevadas. Usualmente, tais observações (medidas) são fornecidas por unidades de medição fasorial sincronizada (UMFs), conforme preconizado em (Phadke, 2008).

A EE tem um papel decisivo na laboriosa tarefa de detectar, identificar e substituir medidas espúrias,

sendo sua eficácia fortemente dependente dos dados disponíveis para tal. Quando privada de medições redundantes, variadas e estrategicamente posicionadas na rede elétrica, a EE pode não atuar adequadamente, circunstância nem sempre do conhecimento de usuários da ferramenta. Amíúde, isto resulta na frustração de expectativas com relação aos resultados produzidos. Uma maneira de se alertar usuários sobre a possível obtenção de resultados não confiáveis – considerando as medidas disponíveis e determinada configuração de rede – passa pela avaliação dos requisitos necessários à EE, notadamente para o desempenho adequado da depuração de dados (Augusto, 2016), (Do Coutto Filho, 2013). Esta avaliação pode ser realizada em duas vertentes: (a) qualitativamente, caracterizando-se as situações que podem prejudicar a observação do sistema sob supervisão, prática consolidada pela análise de observabilidade e criticalidade (Do Coutto Filho, 2007), (Sou, 2012), (Augusto, 2017); (b) quantitativamente, através de indicadores ou métricas que revelem a capacidade de observação do estado (Göl, 2012), (Do Coutto Filho, 2013).

Em contraste com a quantidade significativa de publicações sobre a análise de observabilidade clássica

sica (qualitativa), até o momento, poucas referências abordaram o tema da observabilidade quantitativa. Inicialmente, uma versão modificada da análise de observabilidade para avaliar a confiabilidade de um sistema de medição pode ser encontrada em (Clements, 1982). Esta referência considera a disponibilidade de medidas para calcular a probabilidade de observabilidade da rede. Em (Crainic, 1990), faz-se a avaliação de um sistema de medição com relação a sua capacidade de resistir à perda de medidas, sem que experimente a inobservabilidade. Alguns indicadores numéricos correspondentes a riscos de inobservabilidade, associados a criticalidades de medidas e ramos de rede, foram recentemente propostos em (Do Coutto Filho, 2013). Nesta referência, encontra-se um caminho inicial para a avaliação probabilística da observabilidade, em que se considera a ocorrência não-determinística (equiprovável) de eventos que concorrem para este fim.

O artigo aqui apresentado propõe uma avaliação quantitativa da observabilidade e da capacidade de depuração de erros grosseiros (EGs) pela EE. Diferentes eventos influentes no desempenho da EE são considerados através da modelagem probabilística da disponibilidade dos equipamentos de medição e dos elementos que estabelecem a configuração da rede elétrica. A capacidade de observação do estado será expressa numericamente pelos riscos de inobservabilidade, não detecção e não identificação de EGs, calculados utilizando a simulação de Monte Carlo (MC).

Este artigo segue organizado da seguinte forma. As Seções 2 e 3 apresentam fundamentos da EE, tratando da observabilidade, criticalidade, condições limites para o processamento de EGs. Uma metodologia de cálculo dos indicadores de observabilidade com base na simulação MC é apresentada na Seção 4. Os testes e resultados realizados no sistema de referência IEEE 30-barras estão incluídos na Seção 5. Finalmente, a Seção 6 apresenta conclusões sobre o que se tratou neste artigo.

2 Fundamentação Teórica

Aqui, expõe-se sucintamente os conceitos associados à observabilidade, criticalidade e análise de resíduos da estimação, considerando o processo de EE convencional, com base no método dos mínimos quadrados ponderados (MQP). Os tópicos abordados guardam forte ligação com a tarefa de validação de dados realizada por meio dos testes dos resíduos. Em (Abur, 2004), pode-se obter uma descrição abrangente sobre o que vai a seguir.

2.1 Modelo das Medidas

A observabilidade da rede se constitui em um primeiro requisito para a EE. A relação entre as variáveis de estado a estimar e suas observações (medidas) se dá pela configuração da rede, o que remete ao

caráter estrutural da análise de observabilidade. Assim sendo, esta análise pode ser realizada através de uma série de hipóteses simplificadoras, dentre estas a que leva à adoção de um modelo linear para a descrição da relação entre estado e medidas, conhecido pela sigla $P-\theta$ (potência ativa - ângulo de fase da tensão nodal) e estabelecido pela seguinte equação (Do Coutto Filho, 2013):

$$\mathbf{z}_a = \mathbf{H}_a \boldsymbol{\theta} + \mathbf{v}_a \quad (1)$$

onde $\boldsymbol{\theta}$ – vetor de ângulos dos fasores de tensão das barras ($n \times 1$); \mathbf{z}_a – vetor de medidas ativas ($m \times 1$); \mathbf{v}_a – vetor de erros das medidas ativas, suposto ter média zero e matriz de covariância \mathbf{I} (matriz identidade); \mathbf{H}_a – matriz Jacobiana das medidas ativas.

2.2 Análise de Observabilidade Clássica

De acordo com (1) e usando o estimador MQP, pode-se obter a estimativa do estado por meio do sistema de equações:

$$\mathbf{G}_a \hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{H}_a^t \mathbf{z}_a \quad (2)$$

sendo $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ – estado estimado; $\mathbf{G}_a = \mathbf{H}_a^t \mathbf{H}_a$ – matriz de Ganho.

A análise de observabilidade clássica serve para verificar se a solução de (2) pode ou não ser alcançada. Se a resposta obtida for afirmativa, então o sistema será observável; caso contrário, admite-se como inobservável, sendo necessárias medidas adicionais (pseudomedidas) para permitir a cobertura completa da rede. A análise de observabilidade numérica pode ser realizada avaliando-se o posto da matriz de Ganho \mathbf{G}_a (Abur, 2004).

2.3 Análise Residual

O vetor de resíduos \mathbf{r}_a – contendo as diferenças entre medidas cruas \mathbf{z}_a e seus valores estimados $\hat{\mathbf{z}}_a$ – é normalizado e submetido à seguinte validação estatística (teste r_N):

$$\hat{\mathbf{z}}_a = \mathbf{H}_a \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (3)$$

$$\mathbf{r}_{aN}(i) = |\mathbf{r}_a(i)| / \boldsymbol{\sigma}_{E_a}(i) \leq \varepsilon \quad (4)$$

$$\mathbf{E}_a = \mathbf{I} - \mathbf{H}_a \mathbf{G}_a^{-1} \mathbf{H}_a^t \quad (5)$$

onde \mathbf{E}_a – matriz de covariância dos resíduos; $\boldsymbol{\sigma}_{E_a}(i) = \sqrt{\mathbf{E}_a(i,i)}$ – desvio padrão do i -ésimo elemento do vetor de resíduos; \mathbf{r}_{aN} – vetor de resíduos normalizados. Violações no limiar de detecção ε evidenciam a presença de EGs.

Nas análises de observabilidade e resíduos, os elementos de \mathbf{E}_a podem ser usados para indicar o grau de interação entre medidas. Note que o termo

$\mathbf{H}_a(\mathbf{G}_a)^{-1}\mathbf{H}_a$ em (5) mapeia os erros cometidos na estimação do estado para o espaço de medição.

O coeficiente de correlação entre os resíduos das medidas i e j – denotado por γ_{ij} – é definido por:

$$\gamma_{ij} = \mathbf{E}_a(i, j) / [\mathbf{E}_a(i, i)\mathbf{E}_a(j, j)] \quad (6)$$

Quanto mais γ_{ij} se aproxima do valor unitário, maior será a propagação de erros entre os componentes do estado do sistema (Do Coutto Filho, 2007).

3 Criticalidades

Eventos envolvendo o sistema de medição em si e a rede podem fazer com que a EE se torne inapta a produzir resultados confiáveis (iminência de não-observabilidade, incapacidade para detectar/identificar EGs). Tais circunstâncias estão intimamente associadas à presença de criticalidades. Comumente, o termo criticalidade refere-se a um grupo de elementos/dados que, na ocorrência de determinados eventos (indisponibilidade, contaminação, etc.), afeta de forma importante (põe em risco) o sistema a que pertence.

O estudo apresentado neste artigo se limita à consideração de k -tuplas críticas de medidas, referidas por Ck -tuplas ou simplesmente Ck , caracterizadas como grupos de k elementos, cuja indisponibilidade total torna a rede inobservável; mas a indisponibilidade parcial de $j < k$ elementos não causa a inobservabilidade (Abur, 2004), (Augusto, 2017). Medidas críticas (C meds) e pares críticos de medidas que integram um conjunto crítico (C conj), bastante estudados, são casos particulares, podendo ser também designados por $C1$ -tuplas e $C2$ -tuplas de medidas, respectivamente (Abur, 2004). Usando a definição de k -tupla crítica, podem-se derivar algumas propriedades valiosas, demonstradas em (Clements, 1986). Em relação às Ck de medidas, pode-se afirmar que:

- a) Se k medidas formam uma Ck , então as colunas da matriz \mathbf{E}_a associadas ao grupo constituem um conjunto mínimo de vetores linearmente dependentes;
- b) Uma Ck -tupla não contém uma Cj -tupla, $\forall j < k$;
- c) Se $(k - r)$ medidas de uma Ck -tupla ($r < k$) tornam-se indisponíveis, as remanescentes constituirão uma Cr -tupla.

As propriedades anteriores estabelecem limites para a capacidade de depuração de dados pela EE convencional. EGs em $C1$ -tuplas são não detectáveis, ao passo que EGs em medidas pertencentes a $C2$ -tuplas são detectáveis, mas não identificáveis. Considerando em termos mais gerais a criticalidade de medidas, pode-se dizer que: se até $(k - 2)$ medidas pertencentes a uma Ck -tupla estiverem contaminadas

por EGs, tais erros podem ser identificáveis via análise convencional de resíduos.

Uma ou mais unidades de medição (UMs) – e.g., unidades terminais remotas (UTRs), dispositivos eletrônicos inteligentes (*Intelligent Electronic Devices* - IEDs) ou unidades de medição fasorial (UMFs) – também podem apresentar criticalidades, constituindo tuplas críticas (Augusto, 2016), (Do Coutto Filho, 2014). As propriedades apresentadas anteriormente são extensíveis às Ck -tuplas de UMs, sendo válidas as seguintes propriedades:

- d) Se uma Ck -tupla for formada com todas ou parte das medidas disponíveis coletadas por uma UM, então tal UM é crítica;
- e) Se todas as medidas de uma Ck -tupla forem coletadas por j UMs distintas ($j \leq k$), então estas formarão uma Cj -tupla de UMs, desde que o grupo de UMs não constitua nenhuma Cr -tupla de UMs ($r < j$).

Devido a limitações de espaço, as criticalidades de ramos da rede, que podem ser encontradas em (Clements, 1988) e (Wu, 1989), não serão discutidas aqui, embora sejam consideradas nas simulações realizadas na Seção 5.

O cálculo de todas as Ck constitui um processo de enumeração difícil (busca combinatória), intratável para aplicações realistas (Sou, 2012). Vários estudos debruçam-se sobre as k -tuplas de baixa cardinalidade, i.e., até triplas críticas de medidas (London, 2007), (Do Coutto Filho, 2007), uma vez que a ocorrência destas revela uma vulnerabilidade grave de sistemas de medição. As Ck -tuplas de cardinalidades maiores também são de interesse prático, sabendo-se que participam da identificação de criticalidades de ramos e UMs (Do Coutto Filho, 2014), (Clements, 1988). Embora a indisponibilidade simultânea de medidas que pertençam a UMs distintas possa ocorrer ao longo da rede, admite-se como evento dominante a perda concentrada de medidas, ou seja, aquela em que as que medidas indisponíveis coletadas pela mesma UM (Clements, 1982), (Crainic, 1990), (Augusto, 2017). A computação numérica dos índices probabilísticos propostos neste artigo, apresentada a seguir, baseia-se nesta suposição.

4 Metodologia Proposta

Após a caracterização das condições que comprometem (em algum grau) a capacidade de observação de uma rede elétrica, passa-se a expressá-la numericamente. No que se segue, a atenção volta-se para o risco da EE realizar ineficazmente as tarefas para as quais foi construída. O modelo probabilístico utilizado para representar condições críticas à EE, as probabilidades propostas e seu processo de cálculo são apresentados a seguir.

4.1 Representação probabilística de eventos críticos

Os elementos que integram o sistema de medição e formam a rede elétrica estão sujeitos a falhas de natureza não determinística. Assim sendo, pode-se associar a um elemento genérico i (medida, UM, ramo da rede) uma variável aleatória (v.a.) y_i que represente sua indisponibilidade. Considerou-se neste trabalho que tal v.a. seja independente, com distribuição de Bernoulli, de probabilidade p_i (Rubinstein, 2008), sendo $y_i = 0$, quando o elemento estiver disponível e $y_i = 1$, caso contrário. Desta forma, representam-se os eventos de indisponibilidade conjunta de um grupo de elementos através de um vetor aleatório $\mathbf{y}=(y_1, \dots, y_{ne})$, cuja distribuição de probabilidade conjunta $f(\mathbf{y})$ é dada por:

$$f(\mathbf{y}) = \prod_{i=1}^{ne} p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1-y_i} \quad (7)$$

onde ne – número de elementos do vetor aleatório; p_i – probabilidade de indisponibilidade do elemento i .

Na representação adotada, as condições críticas correspondem a determinados valores de \mathbf{y} , tais que os elementos indicados como indisponíveis constituem ao menos uma Ck -tupla. Além disso, suas probabilidades de ocorrência dependem da indisponibilidade dos elementos considerados. Nota-se, a partir de (7), que são altamente improváveis cenários com muitos elementos indisponíveis.

4.2 Indicadores probabilísticos propostos

As probabilidades de que a EE produza resultados não confiáveis podem ser expressas por indicadores que reflitam o risco de não-observabilidade, não detecção e não identificação de EGs, considerando diferentes condições de redundância. Desta forma, são estabelecidos os riscos de perda de: capacidade de observação ($Robs$), capacidade de detecção de medidas espúrias ($Rdet$), e capacidade de identificação de medidas espúrias (Rid). Estes indicadores são dados por:

$$Robs = \sum_{j=1}^{NC} f(\mathbf{y}^{(j)}) \cdot \ell_{obs}(\mathbf{y}^{(j)}) \quad (8)$$

$$Rdet = \sum_{j=1}^{NC} f(\mathbf{y}^{(j)}) \cdot \ell_{det}(\mathbf{y}^{(j)}) \quad (9)$$

$$Rid = \sum_{j=1}^{NC} f(\mathbf{y}^{(j)}) \cdot \ell_{rid}(\mathbf{y}^{(j)}) \quad (10)$$

onde NC é o número de possíveis cenários.

As funções de desempenho ℓ_{obs} , ℓ_{id} e ℓ_{det} são avaliadas para cada cenário $\mathbf{y}^{(j)}$, sendo definidas por:

$$\ell_{obs}(\mathbf{y}^{(j)}) = \begin{cases} 0, & \text{se a rede for observável} \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (11)$$

$$\ell_{det}(\mathbf{y}^{(j)}) = [m(\mathbf{y}^{(j)})]^{-1} \cdot N_{C1}(\mathbf{y}^{(j)}) \quad (12)$$

$$\ell_{id}(\mathbf{y}^{(j)}) = [m(\mathbf{y}^{(j)})]^{-1} \cdot [N_{C1}(\mathbf{y}^{(j)}) + N_{C2}(\mathbf{y}^{(j)})] \quad (13)$$

onde $N_{C1}(\mathbf{y}^{(j)})$ – número de medidas críticas; $N_{C2}(\mathbf{y}^{(j)})$ – número de medidas em conjuntos críticos; $m(\mathbf{y}^{(j)})$ – número de medidas disponíveis para o cenário $\mathbf{y}^{(j)}$.

A função de desempenho ℓ_{obs} indica se o evento $\mathbf{y}^{(j)}$ pertence ao conjunto dos eventos de indisponibilidade que tornam a rede não observável. Por ser o valor de esperado de ℓ_{obs} , $Robs$ representa a probabilidade de, num longo horizonte de tempo, a rede ser observável no momento em que a EE é realizada. Uma vez que todo cenário não observável contém uma Ck , e que cenários com maior indisponibilidade de elementos são pouco prováveis, $Robs$ também quantifica o efeito das criticidades na observabilidade da rede.

Observe que o Rid reflete a proporção esperada de situações em que EGs permanecem não identificados (presença de $C1$ e/ou $C2$) e $Rdet$, o mesmo, em termos de EG não detectado (ocorrência $C1$ somente). Vale ressaltar que os índices Rid e $Rdet$ são calculados apenas para cenários observáveis. Os indicadores Rid e $Rdet$ são destinados a traduzir a vulnerabilidade do sistema de medição na ocorrência de $Cmeds$ e $Cconjs$ (ou seja, problema iminente de perda capacidade de detecção e identificação por parte da EE, respectivamente, quando confrontada com um único EG).

Em resumo, os indicadores de risco $Robs$, Rid e $Rdet$ levam em consideração o comportamento aleatório dos componentes do sistema, considerando a indisponibilidade de cada UM e ramo da rede. Portanto, os indicadores de risco são mais realistas do que os adotados em (Do Coutto Filho, 2013).

4.3 Simulação de Monte Carlo

Duas abordagens podem ser adotadas para a quantificação das probabilidades estabelecidas em (8) – (10), a saber: enumeração e simulação (Fishman, 1996). Na enumeração obtém-se os valores exatos para os resultados procurados. No entanto, para o problema em questão que apresenta natureza combinatória, o custo computacional para avaliar a solução exata pode crescer exponencialmente. Em vez de se buscar solução exata, pode-se simular o comportamento aleatório de um sistema para obter valores estatísticos (amostrais) dos resultados almejados.

A simulação de Monte Carlo (MC) é um termo amplo que se refere a uma variedade de métodos de simulação que empregam amostragem estatística para resolver problemas, sendo capazes de estimar (com determinada precisão) a solução de um problema complexo, em menos tempo do que se dispõe com métodos exatos. Portanto, tornam-se mais atrativos do que a solução analítica. Diversos métodos de MC podem ser encontrados na literatura, com seus próprios requisitos e benefícios. Por questões de simplicidade, adota-se neste trabalho o método MC simples, aqui designado SMC, cujos detalhes podem ser

encontrados em (Rubinstein, 2008). O cálculo de cada indicador probabilístico por meio da SMC pode ser descrito pelos passos do algoritmo a seguir.

Cálculo de indicadores

Passo 1 – Definir número N de amostras e o valor β^* ;
 Passo 2 – Obter amostra $\mathbf{y}^{(1)}, \dots, \mathbf{y}^{(N)}$ a partir de $f(\mathbf{y})$;
 Passo 3 – Calcular valor esperado estimado μ :

$$\hat{\mu} = N^{-1} \sum_{j=1}^N D(\mathbf{y}^{(j)}) \quad (14)$$

Passo 3 – Calcular variância S^2 :

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (D(\mathbf{y}^{(j)}) - \hat{\mu})^2 \quad (15)$$

Passo 4 – Calcular o intervalo de confiança para μ ;

Passo 5 – Calcular o valor de β :

$$\beta = [\hat{\mu} \sqrt{N}]^{-1} S \quad (16)$$

Passo 6 – Se $\beta^* < \beta$, alterar valor de N e retornar ao Passo 1. Caso contrário, encerrar, retornando μ , β e o intervalo de confiança.

No algoritmo, se $D = \ell_{obs}$, então μ corresponderá a estimativa de $Robs$. Adotando-se o mesmo procedimento para ℓ_{id} e ℓ_{det} , obtém-se Rid e $Rdet$, respectivamente. O parâmetro β ou erro relativo (Rubinstein, 2008) quantifica a precisão da estimativa, sendo usualmente utilizado para avaliar a qualidade da simulação.

5 Testes e Resultados

Esta seção ilustra a aplicação da metodologia proposta ao sistema IEEE 30-barras, apresentado na Figura 1. As simulações foram realizadas em um computador com processador Core i7, 3,7 GHz e 8 GB de memória RAM. Adotou-se nos testes uma indisponibilidade de 2% para as linhas de transmissão, 3,3% para os transformadores e 5% para cada UM. Se uma UM estiver indisponível, assim serão consideradas todas as medidas por ela coletadas.

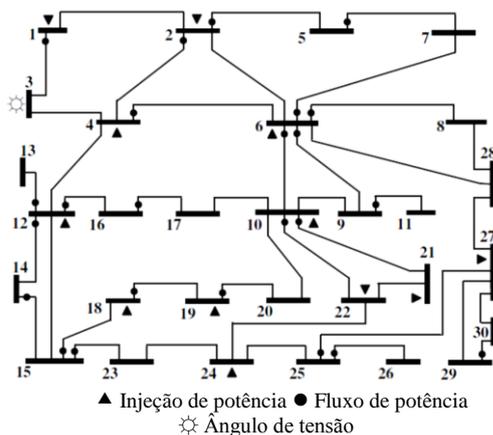


Figura 1 – Sistema IEEE 30-barras – Plano A

Tabela 1 – Resultados para IEEE 30-barras – Planos A e B

Indicador	Plano A		Plano B	
	Valor (%)	β (%)	Valor (%)	β (%)
$Robs$	55,2	3,0	36,4	4,2
Rid	61,9	0,5	46,3	0,7
$Rdet$	35,8	0,8	9,8	2,3

5.1 – Avaliação do Sistema de Medição – Plano A

A metodologia proposta pode auxiliar no processo de tomada de decisão durante o planejamento um sistema de medição. Considere inicialmente o plano de medição A, representado na Figura 1. Este sistema de medição contém 24 medidas de fluxos e 12 de injeções de potência, mais uma medida de ângulo na barra 3. Segundo a análise de observabilidade clássica, este sistema é observável.

A análise de criticalidade realizada (Do Coutto Filho, 2014) encontrou 11 Cmeds e 9 duplas críticas de medidas. Utilizando-se $\beta^* = 5\%$ e 1.000 amostras, foram obtidos os resultados indicados na Tabela 1. Os resultados mostram claramente que apesar de observável, existe um risco elevado da EE produzir resultados não confiáveis para o caso em estudo. O elevado valor dos três indicadores mostra grande vulnerabilidade da EE às alterações na configuração da rede e perdas de UMs. Tal vulnerabilidade pode ser explicada pela participação expressiva das medidas nas k -tuplas de baixa cardinalidade, visto que 11 Cmeds e 10 medidas participam de pares críticos. Note que, devido à presença de pares e trios críticos, a rede já apresenta capacidade limitada de processamento de EGs.

5.2 – Avaliação do Sistema de Medição – Plano B

Considere um plano de medição alternativo, denominado Plano B, composto por 24 medidas de fluxo de potência, 13 medidas de injeção de potência, 2 medidas de ângulo e 3 medidas de corrente nos ramos (total de 42 medidas), resultado da inserção/relocação de medidas no plano A. O sistema possui tanto medidas convencionais (obtidas pelo sistema SCADA), quanto medidas fasoriais (obtidas

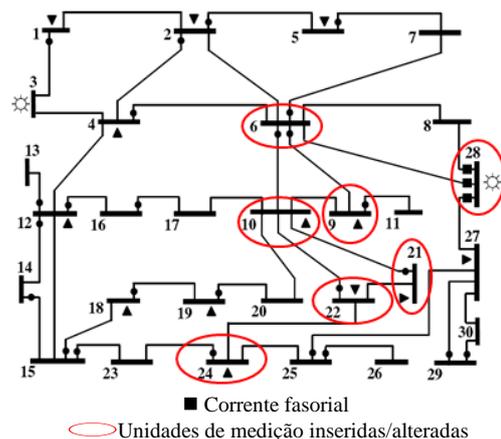


Figura 2 – Sistema IEEE 30-barras – Plano B

por UMFs). A Figura 2 ilustra o Plano B de medição, sendo destacadas as UMs envolvidas nas alterações no Plano A. O efeito do reforço de medição realizado consta da Tabela 1. Como pode ser constatado, houve redução nos indicadores probabilísticos (34% - *Robs*, 25% - *Rid* e 72% - *Rdet*).

As modificações realizadas reduziram o risco de inobservabilidade e de incapacidade de detecção. A análise de criticalidade revelou duas medidas críticas e 13 medidas participantes de 10 pares críticos, explicando em certo grau, a moderada redução no valor de *Robs* e *Rid*. Vale ressaltar que tempo computacional gasto na obtenção dos 3 índices em ambos os casos foi de cerca de 2 segundos.

6 Conclusões

Este artigo apresentou uma metodologia desenvolvida para avaliar probabilisticamente a capacidade de observação do estado de um sistema de potência, estabelecida através de um plano de medição. Indicadores probabilísticos para os riscos de perda da capacidade de observação e de incapacidade de depuração de EGs, considerando diversas condições de redundância, foram propostos. A metodologia é computacionalmente eficiente e considera de forma realista o impacto de eventos críticos no desempenho da função estimação de estado. Os testes realizados mostraram que as alterações na configuração da rede elétrica e no sistema de medição podem ter influência significativa no desempenho da estimação, como atestam os indicadores probabilísticos propostos. Por fim, ilustrou-se como a metodologia apresentada pode ser útil no planejamento de sistemas de medição e na avaliação da confiabilidade dos resultados obtidos com a estimação.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro concedido pelo CNPq, FAPERJ, CAPES e INERJ.

Referências Bibliográficas

- Abur, A. and Gómez-Expósito, A. (2004). Power system state estimation: theory and implementation. Marcel Decker: New York - NY.
- Augusto, A. A. et al. (2016). "Probabilistic assessment of state estimation capabilities for grid observation", IET Gen., Transm. & Distrib., vol. 10, no. 12, pp. 2933-2941.
- Augusto, A. A. et al. (2017). "Assessing strengths and weaknesses of measurement sets for state estimation". In: IEEE Power Tech 2017, Manchester, pp. 1-8.
- Clements, K. A., Krumpholz, G. R., and Davis, P. W. (1982). "State estimator measurement system reliability evaluation – an efficient algorithm based on topological observability theory", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-101, no. 4, pp. 997-1004.
- Clements, K. A. and Davis, P. W. (1986). "Multiple bad data detectability and identifiability: a geometric approach", IEEE Trans. Power Delivery, vol. PWRD-1, no. 3, pp. 355-360.
- Clements, K. A. and Davis, P. W. (1988). "Detection and identification of topology errors in electric power systems", IEEE Trans. Power Syst., vol. 3, no. 4, pp. 1748-1753.
- Crainic, E. D. et al. (1990). "Power network observability: the assessment of measurement system strength", IEEE Trans. Power Syst., vol. 5, no. 4, pp. 1267-1285.
- Do Coutto Filho, M. B., Stacchini de Souza, J. C., and Schilling, M. Th. (2007). "Handling critical data and observability", Elect. Power Components & Syst., vol. 35, no. 5, pp. 553-573.
- Do Coutto Filho, M. B., Stacchini de Souza, J. C., and Tafur, J. E. V. (2013). "Quantifying observability in state estimation", IEEE Trans. Power Syst., vol. 28, no. 3, pp. 2897-2906.
- Do Coutto Filho, M. B., Stacchini de Souza, J. C., and Augusto, A. A. (2014). "Critical measuring units for state estimation", In: 18th Power Syst. Comp. Conf., Wroclaw, pp. 1-7.
- Fishman, G. S. (1996). Monte Carlo: concepts, algorithms, and applications. Springer-Verlag: New York – NY.
- Göl, M., Abur, A., and Galvan, F. (2012). "Metrics for success", IEEE Power & Energy Mag., vol. 10, no. 5, pp. 50-57.
- Huang, Y. F. et al. (2012). "State estimation in electric power grids: meeting new challenges presented by the requirements of the future grid", IEEE Signal Processing Mag., vol. 29, no. 5, pp. 33-44.
- London, J. B. A., Alberto, L. F. C., and Bretas, N. G. (2007). "Analysis of measurement-set qualitative characteristics for state-estimation purposes", IET Proc. Gen., Transm. & Distrib., vol. 1, no. 1, pp. 39-45.
- Phadke, A. G. and Thorp, J. S. (2008). Synchronized phasor measurements and their applications. Springer: Boston.
- Rubinstein, R. Y. and Kroese, D. P. (2008). Simulation and The Monte Carlo method, 2^a ed., John Wiley: N. Jersey.
- Sou, K. C., Sandberg, H., and Johansson, K. H. (2012). "Computing critical k-tuples in power networks", IEEE Trans. Power Syst., vol. 27, no. 3, pp. 1511-1520.
- Wu, F. F. and Liu, W. H. E. (1989). "Detection of topology errors by state estimation", IEEE Trans. Power Syst., vol. 4, no. 3, pp. 176-183.