

Identificação de Erros Grosseiros de Medidas utilizando Multiplicadores de Lagrange

Ana F.P. da Costa* Edimar J. de Oliveira**
Leonardo W. de Oliveira*** Julio C. Stacchini de Souza****

* Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, (e-mail: ana.procopio@engenharia.ufjf.br).

** Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, (e-mail: edimar.oliveira@ufjf.edu.br).

*** Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, (e-mail: leonardo.willer@ufjf.edu.br).

**** Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal Fluminense, RJ, (e-mail:julio@ic.uff.br).

Abstract: This paper aims to identify the occurrence of gross errors (EG) in the measurement system of an electrical distribution power system (SDEE). The proposed methodology uses the Extended Optimal Power Flow (E-OPF) to estimate the state of the system and the Lagrange Multipliers (ML) related with the lower and upper limit of measured variable. The ML value increases when the limits of the variables are active and with it the error indexes are calculated to process gross errors in the SDEE. A case study with the modified Taiwan Power Company (TPC) 84-Buses Distribution System is used to show the main points of the proposed methodology.

Resumo: Este trabalho tem como objetivo identificar a ocorrência de erros grosseiros (EG) na medição de grandezas em sistema de distribuição de energia elétrica (SDEE). A metodologia proposta utiliza o Fluxo de Potência Ótimo Estendido (E-OPF) para estimar o estado do sistema e os Multiplicadores de Lagrange (ML) relacionados com o limite inferior e superior da variável medida. O valor do ML aumenta quando os limites das variáveis estão ativos e com ele calcula-se o índice de erro para o processamento de erros grosseiros no SDEE. Um estudo de caso com o Sistema de Distribuição de 84 Barras da *Taiwan Power Company* (TPC) modificado é utilizado para mostrar os principais pontos da metodologia proposta.

Keywords: State Estimation; Gross Errors; Lagrange Multipliers; Extended Optimal Power Flow.

Palavras-chaves: Estimação de Estados; Erros Grosseiros; Multiplicadores de Lagrange; Fluxo de Potência Ótimo Estendido.

1. INTRODUÇÃO

A Estimação de Estado (EE) é uma ferramenta que permite determinar, a partir de um conjunto mínimo de medidas, o estado de operação da rede. Os primeiros trabalhos sobre EE foram publicados em 1970 e apresentavam os conceitos relacionados à detecção e identificação de medidas com erros grosseiros (EG), baseados em estudos de fluxo de potência e na solução Mínimos Quadrados Ponderados (WLS). A partir daí vários trabalhos foram apresentados.

Em Coelho and Lourenço (2012) é apresentada uma técnica para processamento de erros de medição e topologia. Para este processamento, é aplicado um teste geométrico em três etapas e os multiplicadores de Lagrange padronizados, onde: em um primeiro momento, o erro é detectado, por meio dos multiplicadores de Lagrange Padronizados e este é colocado em um conjunto de possíveis informações

errôneas; na segunda etapa, o teste geométrico é aplicado para determinar se é um erro de medição ou um erro de topologia ou ambos. O passo três consiste em eliminar ou corrigir o erro aplicando o teste geométrico aos grupos que contenham as possíveis informações errôneas.

A referência Todescato et al. (2020) apresenta como alternativa a utilização das técnicas que utilizam Filtros de Kalman para EE em sistemas de distribuição como alternativa ao WLS. Os resultados das simulações mostram que, no estudo de caso considerado, 99% dos erros de estimativa de tensão de raiz quadrada média (RMS) obtidos com o filtro de Kalman proposto são pelo menos 60% mais baixos do que os valores correspondentes obtidos com o WLS de referência técnica.

O trabalho realizado por Nainar and Iov (2020) trata da aplicação do algoritmo EE usando medições de medidores inteligentes para monitoramento quase em tempo real de redes de distribuição de baixa tensão. Esta aplicação propõe o uso de um algoritmo de ponderação não linear baseado no método dos mínimos quadrados para estimar

* Os autores gostariam de agradecer às agências brasileiras de pesquisa: FAPEMIG, CNPq, INERGE e CAPES por apoiarem esta pesquisa.

as tensões dos nós a partir do número mínimo de medições de medidores inteligentes. Este artigo trata principalmente da análise de sensibilidade da estimativa do estado. Os resultados mostraram que em 8,3% dos cenários a precisão do algoritmo foi afetada pelo uso de pseudomedidas.

No artigo de Duque et al. (2017) compara-se os resultados da EE da rede de distribuição obtidos com o Fluxo de Potência Ótimo Estendido (E-OPF) e com o Método WLS, tanto no módulo quanto no ângulo das tensões e demanda ativa e reativa de cada barra, e a carga varia dentro de uma faixa dentro de seu histórico. Os resultados encontrados foram comparados com o Fluxo de Potência Convencional (FPC) e o E-OPF mostrou-se eficiente.

Em Bretas et al. (2017) é desenvolvida uma metodologia analítica para a detecção, identificação e correção de medições múltiplas de EG para EE de sistemas de distribuição trifásicos usando WLS. Argumenta-se que a análise de Mínimos Quadrados deve ser realizada em uma estrutura por fase. A detecção do EG é feita por meio de um teste de hipótese do qui-quadrado, após a detecção é realizada a identificação de qual fase está com o EG. A identificação foi feita por meio do Teste de Erro Normalizado. A correção foi realizada considerando o erro normalizado composto por fase, que depende dos resíduos e Jacobiano. A metodologia implementada mostrou-se adequada, uma vez que as etapas de detecção, identificação e correção foram realizadas com bom desempenho.

Na referência Pesteh et al. (2019) uma formulação é apresentada para uma resposta da EE na presença de EG simultânea baseada em Correntropia de Erro Generalizado. O algoritmo usa o caminho central do Método dos Pontos Interiores (MPI), para detectar e identificar medições contaminadas com ruídos altos. Portanto, as medições localizadas perto dos limites são suspeitas de estarem contaminadas com EG. Resíduos ponderados são então usados para verificar essa suspeita, de modo que os dados corrompidos possam ser removidos antes que o EE seja executado novamente. Portanto, o EE com correntropia generalizada com MPI mostrou-se satisfatório.

O artigo de Bretas et al. (2011) estima o erro total de medição associado ao EE de um SEP. O trabalho descreve que essa estimativa é importante porque as equações SEP são altamente correlacionadas entre si e, como consequência, parte dos erros de medição são mascarados. Para tanto, é proposto um índice de inovação (IIN), que fornece a quantidade de novas informações que uma medida contém. Em vez da amplitude residual de medição normalizada clássica, a amplitude de medição residual composta normalizada correspondente é usada na detecção e identificação de EG. Já em Bretas et al. (2013) as metodologias apresentadas são aplicadas para lidar com medições múltiplas de EG em SEP, mas além da detecção e identificação, a correção de EG também é realizada.

Considerando as pesquisas realizadas neste tema, o presente trabalho propõe uma nova metodologia para a identificação de EG em um sistema de medição de SDEE. Para tanto, a EE é realizada por meio do programa computacional E-OPF, que não requer demandas históricas e apresenta os Coeficientes de Lagrange como resultado. Portanto, a contribuição deste artigo consiste na utilização

dos Coeficientes de Lagrange das restrições de igualdade e desigualdade para detecção de EG, os quais são capazes de retratar discrepâncias na estimação, com consequente identificação do erro de medição. A metodologia proposta foi aplicada para a identificação da ocorrência de EG no Sistema de Distribuição de 84 Barras da *Taiwan Power Company* (TPC) modificado.

2. METODOLOGIA

A metodologia proposta para a identificação de EG consiste na realização da EE em duas etapas. A primeira utiliza o E-OPF para fazer a estimação da rede. A formulação do E-OPF encontra-se no Apêndice A e é apresentado de forma mais detalhada em Duque et al. (2017). Na outra etapa aplicam-se modificações na formulação do E-OPF para obtenção dos Multiplicadores de Lagrange (ML) obtidos após a nova estimação do estado da rede. Este aspecto da metodologia será descrita em detalhes no item subsequente e representa a principal contribuição do trabalho.

2.1 Algoritmo Proposto

A metodologia proposta utiliza os valores encontrados para os Multiplicadores de Lagrange (ML) referentes às barras nas quais estão sendo realizadas as medições. Os ML auxiliam nos problemas de otimização, pois trazem informações sobre a sensibilidade das variáveis em relação à função objetivo. Na metodologia proposta, o ML auxiliará na identificação do EG porque, quando ocorre um erro grosseiro de medição, o ML da barra do medidor possuirá um alto valor em relação aos demais. Este valor diferenciado de ML acontece independentemente se o EG está acima ou abaixo do real estado da rede elétrica.

Neste trabalho, os MLs são aplicados para o cálculo de dois fatores, índice *low* (IND_{low}) e do índice *up* (IND_{up}), que vão indicar a presença de EG. O método de cálculo desses fatores é realizado conforme equações 1 e 2. A obtenção dos CL será descrita nos parágrafos seguintes.

$$IND_{low}(k) = abs(x^*(k) - \hat{x}(k)) \cdot \lambda_{low}(k) \quad (1)$$

$$IND_{up}(k) = abs(x^*(k) - \hat{x}(k)) \cdot \lambda_{up}(k) \quad (2)$$

Onde:

IND_{low}	Índice de erro de ML <i>low</i> da barra k;
x^*	Valor medido para a barra k;
\hat{x}	Valor estimado para a barra k;
$\lambda_{low}(k)$	Coefficiente de Lagrange correspondente ao limite inferior da barra k;
IND_{up}	Índice de erro de ML <i>up</i> da barra k;
$\lambda_{up}(k)$	Coefficiente de Lagrange correspondente ao limite superior da barra k;
k	Barras com medidores do sistema.

A Figura 1 apresenta o fluxograma do algoritmo proposto para a identificação do EG no processo de EE. A verificação da presença de EG será realizada nas medições de tensão e os passos do fluxograma são apresentados a seguir.

Onde:

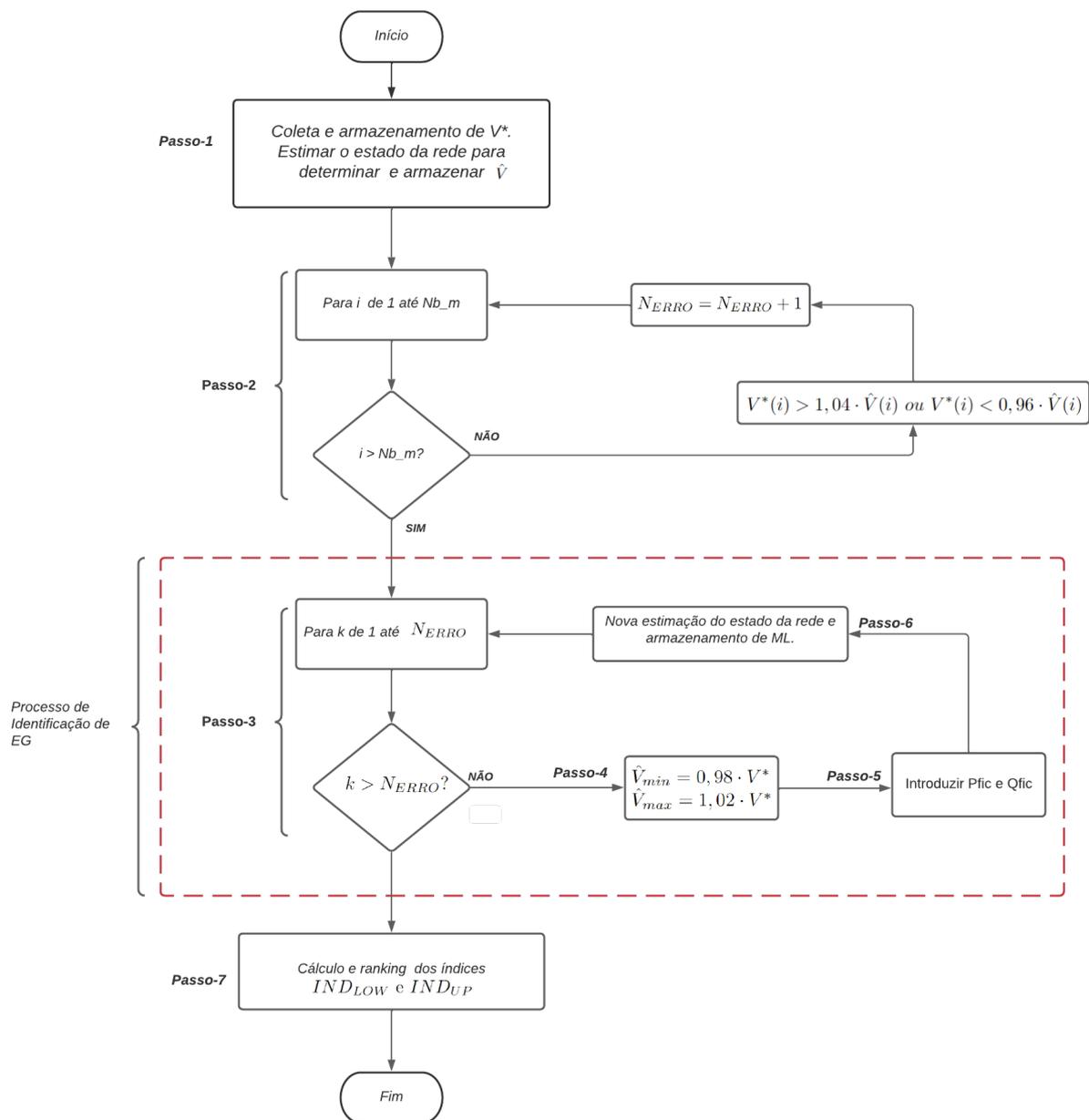


Figura 1. Fluxograma com o Algoritmo Proposto para a Identificação de Erros Grosseiros.

- V^* Vetor das tensões medidas;
- \hat{V} Vetor das tensões estimadas;
- Nb_m Número de Barras com Medidores no Sistema;
- N_{ERRO} Número de erros;
- \hat{V}_{min} Vetor com os Valores Mínimos da Tensão Estimada das barras com medidores;
- \hat{V}_{max} Vetor com os Valores Máximos da Tensão Estimada das barras com medidores;
- \hat{Q}_{ficmin} Limite inferior da variável que representa a demanda de potência reativa fictícia de todas as barras;
- \hat{Q}_{ficmax} Limite superior da variável que representa a demanda de potência reativa fictícia de todas as barras.

Passo-1: As medições, V^* , são coletadas nos barramentos onde os medidores foram alocados e armazenadas para se-

rem utilizadas nos próximos passos. A partir daí, o estado do sistema é estimado. Para tanto, o estimador E-OPF, descrito no Apêndice-A, é executado. Desta forma, \hat{V} são obtidas;

Passo-2: Realiza-se a varredura de todas as barras com medidores, $1 \dots Nb_m$. No processo de identificação do EG, a varredura dos barramentos com medidores (Nb_m) começa a comparar as tensões estimadas (\hat{V}) com as tensões medidas (V^*). Foi estabelecida uma tolerância para que os valores de \hat{V} possam variar em torno de V^* , que é 4% para cima ou para baixo, que é a tolerância da PMU de acordo com Göl and Abur (2014). Após fazer a comparação entre \hat{V} e V^* caso algumas dessas tolerâncias sejam ultrapassadas, o número de erros vai sendo incrementado como descrito na equação 3;

$$N_{ERRO} = N_{ERRO} + 1 \quad (3)$$

Passo-3: Após a contagem dos possíveis erros de medição existentes no sistema, inicia-se uma varredura desse número (1... N_{ERRO} ;) para se realizar a nova execução do E-OPF.

Passo-4: Os limites das tensões da barras que têm medidores são atualizados para $\hat{V}_{min} = 0,98 \cdot V^*$ e $\hat{V}_{max} = 1,02 \cdot V^*$, ou seja, os limites das tensões estimadas são atualizados para 2% em torno do valor medido. Esse valor de 2% foi definido por ser metade da margem de erro da PMU;

Passo-5: São introduzidas as variáveis fictícias P_{fic} e Q_{fic} para garantir a convergência do estimador. Isto é necessário tendo em vista os limites rígidos de tensão introduzidos no Passo-4. O Apêndice-B detalha as modificações realizadas no E-OPF.

Passo-6: É realizada novamente a estimação do estado da rede de acordo com o E-OPF modificado, conforme descrito no Apêndice-B. A partir da solução deste estimador modificado, obtém-se os valores dos ML que são armazenados. Depois que todas as barras com medidores são verificadas, o algoritmo vai para o Passo-7. Uma análise detalhada no estudo de casos será realizada para facilitar o entendimento da abordagem proposta;

Passo-7: IND_{low} e IND_{up} são calculados e são identificados os valores elevados e um ranking é obtido. A partir daí, as barras associadas as medidas portadora de erros grosseiros são identificadas.

2.2 Modelagem dos Limites das Cargas

Na formulação proposta as cargas são consideradas como variáveis de otimização na primeira EE e são, também, estimadas. Portanto, deve-se determinar os limites das cargas ativa e reativa de cada barra, esses limites são definidos em nível global (gu), que todas as barras são alteradas juntas, e em nível local (lu), onde os limites das barras são modificados de forma individual. Os cálculos dos limites inferiores e superiores são realizados em função dos dados base do sistema em estudo. Assim, o limite da carga no barramento k é atualizado de acordo com Ferreira et al. (2021), como segue:

$$Px_{min_k} = \min \{ (1 + fg^i) \cdot (1 + fl_k^i) \cdot Px_k \} \quad (4)$$

$$Px_{max_k} = \max \{ (1 + fg^i) \cdot (1 + fl_k^i) \cdot Px_k \} \quad (5)$$

$$Qx_{min_k} = \min \{ (1 + fg^i) \cdot (1 + fl_k^i) \cdot Qx_k \} \quad (6)$$

$$Qx_{max_k} = \max \{ (1 + fg^i) \cdot (1 + fl_k^i) \cdot Qx_k \} \quad (7)$$

Onde:

$\hat{P}x_{min_k}, \hat{P}x_{max_k}$ Limites inferior e superior da variável que representa a demanda de potência ativa da barra k , respectivamente;

$\hat{Q}x_{min_k}, \hat{Q}x_{max_k}$ Limites inferior e superior da variável que representa a demanda de potência reativa do barramento k , respectivamente.

- Nível Global (gu): um valor aleatório (fg) é amostrado usando uma distribuição normal com valor médio e desvio padrão dado por $\mu_g = 0$ e σ_g , respectivamente, onde σ_g é escolhido em $3 \cdot \sigma_g = gu/2$, o que permite cobrir quase 100% da faixa de incerteza gu Koziol et al. (2016);
- Nível Local (lu): um valor aleatório (fl_k) é amostrado para a barra k , usando outra distribuição normal com valor médio e desvio padrão dado por $\mu_l = 0$ e σ_l , respectivamente, onde σ_l é escolhido em $3 \cdot \sigma_l = lu/2$, o que permite cobrir quase 100% do intervalo de incerteza lu Koziol et al. (2016).

Portanto, o fator fg define o nível de carga do sistema para todas as barras, enquanto fl_k estabelece diferentes variações de carga entre os barramentos, o que pode acontecer em sistemas de potência práticos.

3. RESULTADOS

A metodologia proposta neste trabalho será aplicada no Sistema de Distribuição de 84 Barras da TPC, conforme apresentado em Chiou et al. (2005) e sua topologia é mostrada na Figura 2. Ele é composto por 84 barras, 1 subestação localizada nos barramentos indicados com letras (SS) e 83 linhas. A demanda ativa base do sistema é de 28,3 MW. Sete medidores foram colocados nas seguintes barras: 7, 12, 25, 37, 50, 60 e 75. Além dos medidores citados anteriormente, um medidor também foi alocado na SS.

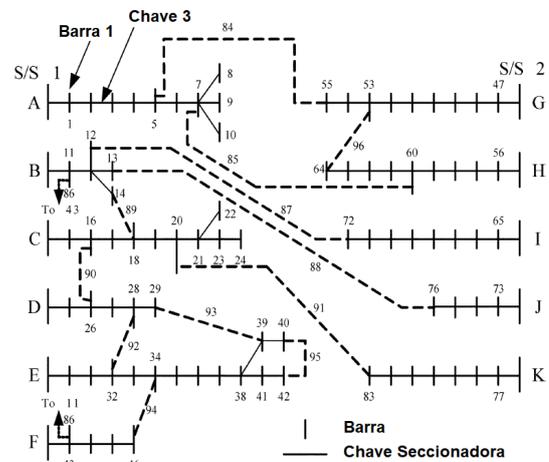


Figura 2. Sistema Teste de Distribuição.

Para avaliar a metodologia proposta serão consideradas as medições de módulo de tensão de fase para as barras monitoradas, que serão as variáveis de estado medidas para utilização no modelo proposto E-OPF modificado. Para tanto, as medições na SS são consideradas como provenientes de *Smart Meters* (SM), enquanto nas barras 7, 12, 25, 37, 50, 60 e 75, são consideradas com PMUs. Os erros devidos à precisão dos medidores, SM e PMU, são 1%, conforme descrito em Sheng et al. (2021), e 4%, conforme Göl and Abur (2014), respectivamente.

O *software* utilizado para as simulações foi o MATLAB R2019a em um processador Intel® Core™ i3 e 4GB de memória RAM. Para encontrar os resultados do E-OPF

no MATLAB, foi utilizado o método dos pontos interiores da *toolbox* de otimização *fmincon*.

Além das variáveis de estado V , os ângulos de fase, θ , as potências geradas, Pg e Qg , e as cargas de todas as barras, Px e Qx , também são otimizadas na primeira EE.

As incertezas consideradas nas cargas ativa e reativa para definir os limites superiores e inferiores foram: no nível global $gu = 40\%$ e no nível local $lu = 5\%$ a partir dos valores da base de dados do próprio sistema em estudo, conforme explicado na Subseção 2.2. Deve-se enfatizar que nas simulações, os medidores estão sendo utilizados para medir tensão de fase, embora a metodologia proposta possa ser aplicada para outras medidas.

Após a descrição das condições de simulação, descreve-se passo a passo a aplicação da abordagem proposta para facilitar o entendimento.

Passo-1: Nesta etapa, o conjunto de medições é coletado e o estado da rede é estimado através do E-OPF descrito no Apêndice A. Os valores obtidos de V^* e \hat{V} podem ser observados na Tabela 1. Nesta tabela estão somente as estimativas da barras que possuem medidores. Neste caso, existe um EG na medida de tensão da barra 7 e outro na medida de tensão do barramento 60, como marcado na tabela. O método proposto deve identificar estes erros;

Tabela 1. Valores Medidos e Estimados.

Barra	$V^*(pu)$	$\hat{V}(pu)$
7	0,7536	0,9745
12	0,9941	0,9941
25	0,9799	0,9991
37	0,9811	0,9811
50	1,0070	1,0070
60	1,1721	0,9743
75	1,0144	1,0088
SS	1,0054	1,0037

Passo-2: Todos os barramentos monitorados (7, 12, 25, 37, 50, 60 e 75) são verificados sobre a possibilidade de existir algum erro. Identifica-se como possível erro a situação em que ocorra algumas das condições da Equação 8. A Tabela 2 mostra os valores estimados, os limites dos valores estimados.

$$V^*(i) > 1,04 \cdot \hat{V}(i) \text{ ou } V^*(i) < 0,96 \cdot \hat{V}(i) \quad (8)$$

Tabela 2. Comparação entre os Valores Medidos e Estimados.

Barra	$V^*(pu)$	$\hat{V}(pu)$	$\frac{V^*}{\hat{V}}$
7	0,7536	0,9745	0,7733
12	0,9941	0,9941	1,0000
25	0,9799	0,9991	1,0196
37	0,9811	0,9811	1,0000
50	1,0070	1,0070	1,0000
60	1,1721	0,9743	1,2030
75	1,0144	1,0088	1,0056
SS	1,0054	1,0037	1,0017

Em relação à faixa condicional entre \hat{V} e V^* , os valores medidos das barras 12, 25, 37, 50, 75 e na SS estão dentro dos limites estabelecido, que é uma margem de 4% para

mais ou para menos em relação ao valor estimado. Por outro lado, os valores medidos na barras 7 e 60 devem ser investigados porque $V^*_{7} < 0,96 \cdot \hat{V}_7$ e $V^*_{60} > 1,04 \cdot \hat{V}_{60}$, a relação entre o valor medido e o estimado pode ser observado na quarta coluna da Tabela 2. Portanto, tem-se que $N_{ERRO} = 2$. Deve-se destacar que somente esta informação de relação entre os valores medido e estimado não é suficiente para garantir que se trata de EG, pois os valores estão dentro dos limites.

Passo-3: Esta etapa constitui a principal contribuição deste trabalho. Nesta etapa, realiza-se a varredura das suspeitas de erro, de 1 até N_{ERRO} , e para cada erro encontrado executa-se o E-OPF modificado apresentado no Apêndice B;

Passo-4: Nessa etapa os limites das tensões das barras com medidores ficam mais restritivos para que as tensões permaneçam mais próximas dos valores medidos. Com o novo intervalo, as tensões podem variar 2% para mais, $\hat{V}_{max} = 1,02 \cdot V^*$, ou para menos, $\hat{V}_{min} = 0,98 \cdot V^*$, em relação ao V^* . Assim quando uma tensão com limite restrito atingir o limite para tentar se aproximar do valor que foi estimado anteriormente, terá como consequência o aumento do seu coeficiente de Lagrange. Na Tabela 3 estão os novos limites das tensões que anteriormente eram de $\hat{V}_{min} = 0,8 pu$ e $\hat{V}_{max} = 1,1 pu$ para todas as barras;

Tabela 3. Novos Limites das Tensões Estimadas.

Barra	$\hat{V}_{min}(pu)$	$\hat{V}_{max}(pu)$
7	0,7385	0,7837
12	0,9742	1,0338
25	0,9603	1,0190
37	0,9615	1,0203
50	0,9869	1,0473
60	1,1487	1,2189
75	0,9941	1,0549
SS	0,9853	1,0455

Passo-5: Para a execução do E-OPF modificado, as variáveis de potências ativa e reativa fictícias são adicionadas para garantir a convergência. Já as potências das cargas (Px e Qx) deixam de ser incógnitas e passam a assumir os valores estimados na primeira execução do E-OPF;

Passo-6: Executa-se o estimador E-OPF modificado descrito no Apêndice B usando as condições descritas nas etapas anteriores. As magnitudes de tensão nodal estimadas através do E-OPF modificado, para as barras com medidores, são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4. Novos Valores Estimados.

Barra	$\hat{V}(pu)$
7	0,7670
12	1,0178
25	0,9852
37	0,9521
50	1,0005
60	1,1472
75	0,9522
SS	0,9958

Os valores ML relacionados com os limites de tensão inferior (λ_{low}) e superior (λ_{up}), das barras onde tem medidores, são exibidos na Tabela 5. Eles são utilizados no cálculo do IND_{low} e do IND_{up} . Pode-se observar que o λ_{up} da barra 7 tem valor absoluto bem elevado em relação aos demais, isso significa que durante a estimação a tensão tentou subir o valor mas atingiu seu limite superior. Para a barra 60 o λ_{low} também ficou bem elevado, o que indica que a tensão dessa barra tentou reduzir mas alcançou o limite inferior o que levou a elevação do coeficiente de Lagrange do limite inferior;

Tabela 5. Multiplicadores de Lagrange.

Barra	λ_{low}	λ_{up}
7	$4,2554 \cdot 10^{-5}$	-768,9385
12	$6,4408 \cdot 10^{-5}$	$-6,1367 \cdot 10^{-5}$
25	$6,4371 \cdot 10^{-5}$	$-6,5581 \cdot 10^{-5}$
37	$6,7217 \cdot 10^{-5}$	$-6,7217 \cdot 10^{-5}$
50	$6,3963 \cdot 10^{-5}$	$-6,3968 \cdot 10^{-5}$
60	7146,1	$-6,6168 \cdot 10^{-5}$
75	$6,6686 \cdot 10^{-5}$	$-6,7770 \cdot 10^{-5}$
SS	$6,5371 \cdot 10^{-6}$	$-1,2285 \cdot 10^{-5}$

Passo-7: Após o E-OPF modificado ser executado novamente, de acordo com número de erros que foram identificados, que nesse caso foram dois; o IND_{low} e o IND_{up} de cada barra é calculado de acordo com 1 e 2, respectivamente. Na Tabela 6 estão os índices de erro de todas as barras com medidor, observa-se que o $IND_{low}(60)$ e o $IND_{up}(7)$ possuem valores bastante elevados em relação aos outros, o que indica a presença de erros grosseiros de medição nessas barras.

Tabela 6. Índice de Erro.

Barra	IND_{low}	IND_{up}
7	0	140,5014
12	0	0
25	0	0
37	0	0
50	0	0
60	1453,7	0
75	0	0
SS	0	0

Como pode ser observado nas Tabelas 5 e 6, os valores absolutos de ML e dos índices de erro para as barras que possuem EGs em sua medida é muito superior aos demais. Quando o E-OPF modificado foi executado, o λ_{low} e o IND_{low} da barra 60 resultaram em valores superiores aos demais, isso significa que a tensão estimada da barra 60 atingiu o limite mínimo. A barra 7 teve λ_{up} e o IND_{up} com valores absolutos altos porque a tensão tentou aumentar, mas atingiu o novo limite máximo. Portanto, esses valores de MLs , IND_{low} e IND_{up} são adequados para apontar erros grosseiros.

4. CONCLUSÃO

Este trabalho propôs uma metodologia baseada nos Multiplicadores de Lagrange para identificar a medição de erros grosseiros no sistema elétrico de potência. A partir dos resultados da simulação, os seguintes pontos podem ser enfatizados:

- Os ML relacionados com os limites inferior e superior de tensão foram adequados para permitir a identificação de erros de medição;
- O estudo de caso mostrou a eficácia da abordagem proposta para encontrar EG em duas medições de tensão;
- Os índices de erro que utilizam ML para identificar EG se mostraram eficientes.

A metodologia proposta mostrou-se adequada para identificar EG em medidas de tensão, sendo promissora para identificar EG em medidas de outras grandezas, bem como para aplicação em sistemas reais de grande porte.

REFERÊNCIAS

- Bretas, A.S., Bretas, N.G., Braundtein, S.H., Rossoni, A., and Trevizan, R.D. (2017). Multiple gross errors detection, identification and correction in three-phase distribution systems wls state estimation: a per-phase measurement error approach. *Electric Power Systems Research*, 151, 174–185. doi:10.1016/j.epsr.2017.05.021.
- Bretas, N., Piereti, S.A., Bretas, A.S., and Martins, A.C.P. (2013). A geometrical view for multiple gross errors detection, identification, and correction in power system state estimation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3), 2128–2135. doi:10.1109/TPWRS.2012.2234768.
- Bretas, N., Bretas, A.S., and Piereti, S.A. (2011). Innovation concept for measurement gross error detection and identification in power state estimation. *IET Generation, Transmission Distribution*, 5(6), 603–608. doi:10.1049/iet-gtd.2010.0459.
- Chiou, J.P., Chang, C.F., and Su, C.T. (2005). Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(2), 668–674.
- Coelho, E.P.R. and Lourenço, E.M. (2012). Simultaneous error processing in generalized state estimation with pmus. *Brazilian Symposium on Electrical Systems, 2012, Goiânia. IV SBSE. Goiânia : University of Goiânia*, 1, 1–7.
- Duque, F.G., Willer, L.O., Oliveira, E.J., and Augusto, A.A. (2017). State estimator for electrical distribution systems based on an optimization model. *Electric Power Systems Research*, 152, 122–129. doi:10.1016/j.epsr.2017.07.009.
- Ferreira, J.S., de Oliveira, E.J., de Paula, A.N., de Oliveira, L.W., and Filho, J.A.P. (2021). Optimal power flow with security operation region. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 124, 106272. doi:10.1016/j.ijepes.2020.106272.
- Göl, M. and Abur, A. (2014). Optimal pmu placement for state estimation robustness. *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, 1–6. doi:10.1109/ISGTEurope.2014.7028797.
- Kozioł, L.F., Beljan, P., Bree, K., Mather, J., and Barker, L. (2016). The normal distribution of the bell-shaped curve. *Springer International Publishing*, 14–61. doi:10.1007/978-3-319-28222-0_3.
- Nainar, K. and Iov, F. (2020). Smart meter measurement-based state estimation for monitoring of low-voltage distribution grids. *Energies*, 13, 5367.

Pesteh, S., Moayyed, H., Miranda, V., Pereira, J., Freitas, V., Costa, A.S., and London, J.B.A. (2019). A new interior point solver with generalized correntropy for multiple gross error suppression in state estimation. *Electric Power Systems Research*, 176, 105937. doi:10.1016/j.epsr.2019.105937.

Sheng, Q., Huang, L., Wang, X., Jiang, J., Li, P., Zhang, J., and Qu, S. (2021). Research and analysis on evaluation methods of electrical performance of smart energy meters. *Journal of Physics: Conference Series. The 7th International Conference on Computer-Aided Design, Manufacturing, Modeling and Simulation (CDMMS 2020)*, 1802. doi:DOI:10.1088/1742-6596/1802/3/032135.

Todescato, M., Carli, R., Schenato, L., and Barchi, G. (2020). Smart grid state estimation with pmus time synchronization errors. *Energies*, 13, 5148.

Apêndice A. FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO ESTENDIDO

No Fluxo de Potência Ótimo Estendido (E-OPF), desenvolvido em Duque et al. (2017), as variáveis de estado da rede elétrica são definidas em coordenadas polares. Portanto, as variáveis de otimização envolvem estimativas do estado da rede (\hat{x}), incluindo módulo e ângulo de fase do perfil de tensão de acordo com (A.1), onde Nb é o número de barras. Toda a formulação a seguir foi utilizada na primeira estimação de estados realizada, conforme descrito no algoritmo proposto.

$$\hat{x} = [\hat{V}_k, \hat{V}_{k+1}, \dots, \hat{V}_{Nb}] \quad (A.1)$$

A formulação do E-OPF é escrita da seguinte forma:

$$fob = \min \left(\frac{1}{erro_medidor} \cdot [\hat{x} - x^*] \right)^2 \quad (A.2)$$

Sujeito a:

$$\hat{P}g_k - \hat{P}x_k + \sum_{m \in \Omega_k} \hat{p}_{km} = 0 \quad (A.3)$$

$$\hat{Q}g_k - \hat{Q}x_k + \sum_{m \in \Omega_k} \hat{q}_{km} = 0 \quad (A.4)$$

$$\hat{p}_{km} = \hat{V}_k^2 g_{km} - \hat{V}_k \hat{V}_m g_{km} \cos(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) - \hat{V}_k \hat{V}_m b_{km} \sin(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) \quad (A.5)$$

$$\hat{q}_{km} = \hat{V}_k^2 (b_{km} - b_{km}^{sh}) + \hat{V}_k \hat{V}_m b_{km} \cos(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) - \hat{V}_k \hat{V}_m g_{km} \sin(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) \quad (A.6)$$

$$\hat{P}x_{min_k} \leq \hat{P}x_k \leq \hat{P}x_{max_k} \quad (A.7)$$

$$\hat{Q}x_{min_k} \leq \hat{Q}x_k \leq \hat{Q}x_{max_k} \quad (A.8)$$

$$0 \leq \hat{P}g_k \leq \hat{P}g_{max_k} \quad (A.9)$$

$$\hat{Q}g_{min_k} \leq \hat{Q}g_k \leq \hat{Q}g_{max_k} \quad (A.10)$$

$$(\mathcal{L}_{lowV}) \hat{V}_{min} \leq \hat{V}_k \leq \hat{V}_{max} (\mathcal{L}_{upV}) \quad (A.11)$$

$$\hat{\theta}_{min} \leq \hat{\theta}_k \leq \hat{\theta}_{max} \quad (A.12)$$

Onde:

x^*	Valor Medido
$meter_error$	Percentual de erro do medidor;
$\hat{P}g_k, \hat{Q}g_k$	Potência ativa e reativa gerada na barra k ;
$\hat{P}l_k, \hat{Q}l_k$	Potência ativa e reativa demandada na barra k ;
$\hat{p}_{km}, \hat{q}_{km}$	Fluxo de potência ativo e reativo na linha km ;
Ω_k	Conjunto de barras adjacentes, conectados por linhas de distribuição, a barra k ;
g_{km}, b_{km}	Condutância e susceptância do ramo km , respectivamente;
λ_{low}	Coefficiente de Lagrange correspondente ao limite inferior;
λ_{up}	Coefficiente de Lagrange correspondente ao limite superior;
$\hat{P}x_{min_k}, \hat{P}x_{max_k}$	Limites inferior e superior da variável que representa a demanda de potência ativa da barra k , respectivamente;
$\hat{Q}x_{min_k}, \hat{Q}x_{max_k}$	Limites inferior e superior da variável que representa a demanda de potência reativa do barramento k , respectivamente;
$\hat{P}g_{max_k}$	Limite superior da variável representativa de potência ativa na barra k ;
$\hat{Q}g_{min_k}, \hat{Q}g_{max_k}$	Limites inferior e superior da variável que representa a geração de energia reativa da barra k , respectivamente;
$\hat{V}_{min_k}, \hat{V}_{max_k}$	Limites inferior e superior da tensão estimada, respectivamente;
$\hat{\theta}_{min_k}, \hat{\theta}_{max_k}$	Limites inferior e superior do ângulo estimado, respectivamente.

A função objetivo é representada por (A.2) e a solução ótima encontra-se sujeita às restrições (A.3) - (A.12). As restrições dadas por (A.3) - (A.6) são derivadas das equações de fluxo de potência.

Os fluxos de potência ativo (\hat{p}_{km}) e reativo (\hat{q}_{km}) são estimados como variáveis dependentes das variáveis de estado estimadas \hat{V}_k .

Apêndice B. E-OPF MODIFICADO

O E-OPF modificado segue basicamente as mesmas premissas do E-OPF (Apêndice A). As alterações que foram realizadas para o desenvolvimento da metodologia proposta seguem abaixo:

- Ajuste fino dos limites das variáveis de estado das barras que contém medidores, que para tal simulação poderão variar 2%, para baixo ou para cima, em relação as medições coletadas;
- As cargas que anteriormente eram variáveis a serem estimadas passaram a ter valor fixo correspondente ao valor que foi estimado pelo primeiro E-OPF. Essa modificação foi realizada para que não houvesse grandes mudanças no estado do sistema, ou seja, a rede estaria funcionando da próxima do estado obtido na primeira EE;
- Com a retirada das potências de demandas do conjunto de variáveis, duas novas variáveis foram adicionadas;

onadas, ou seja, a potência ativa fictícia (P_{fic}) e a potência reativa fictícia (Q_{fic}), para cada barra do sistema elétrico. Essas novas variáveis têm o intuito de suprir alguma necessidade da rede elétrica já que as cargas são fixas e os limites das medições passaram a ser mais restritos. A \hat{P}_{fic} pode variar entre $-Px$ e Px , podendo se comportar como um gerador ou uma carga, de acordo com o que se necessita suprir para garantir a convergência do E-OPF modificado. Já a \hat{Q}_{fic} tem limite aberto, também para garantir a convergência;

- A fob foi modificada, para que além de minimizar o desvio entre os valores medidos e os estimados, minimizasse também as contribuições das potências ativa e reativa fictícias, para que só fossem utilizadas somente quando necessárias, desta forma possuem custo elevado.

Na formulação a seguir é possível verificar onde e a forma que cada uma dessas modificações impactam no equacionamento do E-OPF modificado:

$$fob = \min \left(\left(\frac{1}{erro_medidor} \cdot [\hat{x} - x^*] \right)^2 + CUSTO_P \cdot P_{fic}^2 + CUSTO_Q \cdot Q_{fic}^2 \right) \quad (B.1)$$

Sujeito a:

$$\hat{P}g_k - \hat{P}x_k + \hat{P}_{fick} + \sum_{m \in \Omega_k} \hat{p}_{km} = 0 \quad (B.2)$$

$$\hat{Q}g_k - \hat{Q}x_k + \hat{Q}_{fick} + \sum_{m \in \Omega_k} \hat{q}_{km} = 0 \quad (B.3)$$

$$\hat{p}_{km} = \hat{V}_k^2 g_{km} - \hat{V}_k \hat{V}_m g_{km} \cos(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) - \hat{V}_k \hat{V}_m b_{km} \sin(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) \quad (B.4)$$

$$\hat{q}_{km} = \hat{V}_k^2 (b_{km} - b_{km}^{sh}) + \hat{V}_k \hat{V}_m b_{km} \cos(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) - \hat{V}_k \hat{V}_m g_{km} \sin(\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m) \quad (B.5)$$

$$-2 \cdot \hat{P}x_k \leq \hat{P}_{fick} \leq 2 \cdot \hat{P}x_k \quad (B.6)$$

$$-\infty \leq \hat{Q}_{fick} \leq \infty \quad (B.7)$$

$$0 \leq \hat{P}g_k \leq \hat{P}g_{max_k} \quad (B.8)$$

$$\hat{Q}g_{min_k} \leq \hat{Q}g_k \leq \hat{Q}g_{max_k} \quad (B.9)$$

$$(\mathcal{A}_{lowV}) \hat{V}_{min} \leq \hat{V}_k \leq \hat{V}_{max} (\mathcal{A}_{upV}) \quad (B.10)$$

$$\hat{\theta}_{min} \leq \hat{\theta}_k \leq \hat{\theta}_{max} \quad (B.11)$$

Onde:

$CUSTO_P$ Custo da potência ativa fictícia. O valor adotado foi 30\$/pu-MW;

$CUSTO_Q$ Custo da potência reativa fictícia. O valor adotado foi 30\$/pu-MVAr;

A função objetivo é representada por (B.1) e a solução ótima encontra-se sujeita às restrições (B.2) - (B.11). As restrições dadas por (B.2) - (B.5) são derivadas das equações de fluxo de potência. Os valores adotados para o

$CUSTO_P$ e $CUSTO_Q$ foram satisfatórios para a identificação de erros nos cenários avaliados.