

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
DEPARTAMENTO DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

*IDENTIFICAÇÃO DE ERROS TOPOLÓGICOS NA
ESTIMAÇÃO ESTÁTICA DE ESTADO EM SISTEMAS DE
ENERGIA ELÉTRICA*

Luciano Macedo Freire *LM*

orientador : Ariovaldo Verandio Garcia

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica - UNICAMP, como
parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Mestre em
Ciências.

Campinas/janeiro/1.990

*Este exemplar corresponde à redação final da
tese defendida por Luciano Macedo Freire e aprovada
pela comissão julgadora em 26/01/90*

*A meus pais,
José Geraldo e Joselita.*

AGRADECIMENTOS

A Ariovaldo Verandio Garcia pela dedicação e paciência no trabalho de orientação,
e a todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho,
desejo expressar meus sinceros agradecimentos.

Este trabalho contou com o apoio financeiro do
Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq.

SUMÁRIO

Neste trabalho desenvolve-se um algoritmo de estimação estática de estado que considera a existência de erros na configuração do sistema, propiciando a identificação simultânea de medidas com erros grosseiros conformativos ou não e de erros topológicos. Utiliza-se para a estimação de estado o método dos mínimos quadrados ponderados, modelo desacoplado rápido, sendo que para a identificação de erros conformativos são utilizadas técnicas de algoritmos combinatórios. Para a identificação de erros topológicos, desenvolveu-se uma heurística baseada em observações dos resultados de estimação de estado quando erros topológicos estão presentes na rede elétrica.

Enfoca-se também, uma outra maneira de se obter o estado, baseada no lema de inversão de matrizes, quando o conjunto de medidas avaliado na estimação sofre alterações.

Conteúdo

1	Introdução	1
2	Estimação Estática de Estado	3
2.1	Introdução	3
2.2	Método dos Mínimos Quadrados Ponderados	4
2.2.1	Abordagem Clássica	6
2.2.2	Método Desacoplado Rápido	8
2.3	Deteccção e Identificação de Medidas com Erros Grosseiros	10
2.3.1	Resíduos	10
2.3.2	Teste do Maior Resíduo Normalizado - Teste- r^N	12
2.3.3	Recuperação de Medidas	13
3	Identificação de Medidas com Erros Grosseiros Via Teoria da Decisão	14
3.1	Introdução	14
3.2	Classificação das Medidas	15
3.3	Teoria da Decisão	18
3.3.1	Árvore de Decisão	18
3.3.2	Factibilidade e Otimalidade	19
3.3.3	“Branch-and-bound”	20
3.4	Remoção de Medidas	23
3.5	Alterações na Matriz Covariância	26
4	Deteccção e Identificação de Erros Topológicos	29
4.1	Introdução	29
4.2	Tipos de Erros Topológicos	30
4.2.1	Linha	30
4.2.2	Elementos em Derivação (“Shunt”)	32
4.2.3	Barramento	34

4.3	Histórico	34
4.3.1	Lugtu & outros	34
4.3.2	Wu & Liu	36
4.3.3	Clements & Davis	38
4.3.4	Comentários	40
4.4	Melhorias no Método de Lugtu & Outros	40
4.4.1	Algoritmo	41
4.4.2	Comentários	43
5	Testes e Resultados	44
5.1	Considerações Iniciais	44
5.2	Teste - I : Identificação de Erros Grosseiros	45
5.3	Teste - II : Remoção de Medidas pelo Lema de Inversão de Matrizes	48
5.4	Teste - III : Recalcular a Matriz R a Cada Medida Eliminada	51
5.4.1	Caso I : Rede 3-barras	51
5.4.2	Caso II : Rede IEEE 30-barras	54
5.5	Teste - IV : Erros Topológicos	57
5.6	Teste - V : Mais de Um Erro Topológico	61
5.7	Teste - VI : Erros Topológicos em "Shunts"	62
5.8	Teste - VII : Erros Topológicos e Erros de Medidas	67
6	Conclusões	69
A	Eliminação do Efeito de Uma Medida no Processo de Estimativa Estática de Estado	71
A.1	Recuperação de Medidas [8]	71
A.2	Lema de Inversão de Matrizes	74

Capítulo 1

Introdução

Buscando uma melhor qualidade no fornecimento de energia, bem como maior confiabilidade e segurança operativa, as concessionárias de energia elétrica vêm investindo cada vez mais na implantação de centros de controle e supervisão do sistema elétrico. Para viabilizar a operação em tempo real de tais centros fez-se necessário o desenvolvimento de “funções avançadas de controle”, tais como, estimação de estado, fluxo de carga “on-line”, análise de contingências e equivalentes externos.

A estimação de estado englobando as fases de aquisição de dados, configuração da rede elétrica, análise de observabilidade, e a estimação de estado propriamente dita, constitui-se em peça vital para a operação dos centros de controle, proporcionando maior confiabilidade nas informações a serem fornecidas para a realização das demais funções.

Normalmente, são coletados dos sistemas dados analógicos e digitais. Durante essa fase de aquisição de dados, realizada através de um grande número de equipamentos, é natural que erros se incorporem às informações que chegam aos centros de controle. Além dos erros considerados normais, pois são inerentes aos equipamentos e ao processo, as medidas podem estar afetadas por erros de grandes magnitudes, os chamados erros grosseiros. Obviamente, a presença de tais erros na realização das funções avançadas de controle é indesejável, devendo estes serem detectados e, quando possível, identificados e eliminados ou corrigidos.

A estimação de estado, além de naturalmente permitir com que se tenha informações mais amplas sobre o sistema, tem por objetivo prover uma filtragem dos erros incorporados às medidas, fornecendo ao operador, um estado tão próximo quanto possível do estado verdadeiro do sistema, correspondente ao instante em que as medidas foram realizadas. Por hipótese,

no processo de estimação de estado, o modelo da rede tem sido considerado determinístico - a modelagem da rede é correta. Entretanto, recentemente, modelos alternativos de estimação de estado que admitem a presença de erros na modelagem da rede (erros na configuração e nos parâmetros das linhas e transformadores), têm sido estudados.

No Capítulo 2, que fornece a base de sustentação deste trabalho, apresenta-se o método dos mínimos quadrados ponderados aplicado à estimação estática de estado, abordando-se os modelos clássico e desacoplado rápido. Descreve-se, também, nesse Capítulo, a metodologia utilizada na identificação de medidas com erros grosseiros e uma maneira de recuperar essas medidas.

Apresenta-se no Capítulo 3 um algoritmo baseado na teoria de algoritmos combinatórios para a identificação de erros grosseiros conformativos, dando maior confiabilidade aos resultados do estimador. Esse algoritmo foi proposto recentemente, e constitui-se no método mais confiável de processamento de erros grosseiros apresentado na literatura. No Capítulo 3, ainda, o problema de recuperação de medidas é retomado a partir de uma nova abordagem, o Lema de Inversão de Matrizes.

A identificação de erros topológicos é abordada no Capítulo 4, onde se realiza um breve histórico sobre o assunto e é proposto um algoritmo de estimação de estado que tem por objetivo identificar, simultaneamente, erros grosseiros de medidas e erros topológicos.

No Capítulo 5 são apresentados vários testes e resultados com sistemas fictícios e reais, possibilitando uma maior compreensão e comprovação dos temas abordados nos capítulos precedentes.

As conclusões e sugestões para trabalhos futuros estão no Capítulo 6.

No Apêndice A traça-se um paralelo entre a recuperação de medidas (Capítulo 2) e a remoção de medidas (Capítulo 3) demonstrando-se que para o caso de uma única medida com erros grosseiros os métodos são equivalentes.

Capítulo 2

Estimação Estática de Estado

2.1 Introdução

A fim de se viabilizar a operação em tempo real de sistemas elétricos através de Centros de Controle, várias *funções* de aquisição de dados, controle e supervisão foram desenvolvidas, dentre as quais, a *estimação de estado* é peça vital.

Para a realização de tais funções são coletados do sistema dados analógicos (por exemplo, fluxos de potência) e digitais (por exemplo, “status” de disjuntores). Este processo de aquisição de dados é realizado através de um grande número de equipamentos, sendo natural que (i) erros de *pequena* magnitude, intrínsecos ao processo e aos equipamentos, ou (ii) erros de *grande* magnitude, provindos, por exemplo, de equipamentos danificados, se incorporem à informação final que chega ao Centro de Controle. Os erros de pequena magnitude, inerentes ao processo, são denominados *erros aleatórios*, enquanto os erros de grande magnitude, que se constituem em uma perturbação aos dados coletados, são denominados *erros grosseiros (EG)*.

A estimação de estado tem por objetivo realizar a filtragem de um determinado conjunto de medidas, retirando destas os erros incorporados durante o processo de aquisição de dados, bem como fornecer um estado confiável para o sistema, *estado estimado*, que seja tão próximo quanto possível do *estado verdadeiro* do sistema, correspondente ao instante em que as medidas foram realizadas. Para que a estimação de estado possa ser processada é ne-

cessário que a rede seja *observável*, sendo que quanto maior for a redundância no conjunto de medidas mais precisos e confiáveis serão os valores estimados. Normalmente na formulação do problema de estimação de estado são utilizadas medidas de fluxos de potência ativa e reativa nas linhas de transmissão e transformadores, injeções de potência ativa e reativa nas barras (de geração e de carga) e magnitudes de tensão nas barras.

Visando a estimação de estado em sistemas de energia elétrica, várias abordagens foram desenvolvidas: Método dos Mínimos Quadrados Ponderados [1]-[4], Método da Projeção Ortogonal [5], Método Híbrido [6], Estimação Rastreadora e Dinâmica [7], e outros. Dentre estes, o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) na versão Desacoplado Rápido [8] é o que vem tendo maior aceitação para aplicações em tempo real, constituindo-se no tema a ser abordado neste capítulo.

2.2 Método dos Mínimos Quadrados Ponderados

É realizada nesta seção uma abordagem resumida do método dos mínimos quadrados ponderados aplicado à estimação estática de estado em sistemas de energia elétrica.

Neste capítulo, por hipótese, o modelo escolhido para representar a rede elétrica é *determinístico*, ou seja, (i) os parâmetros dos circuitos equivalentes das linhas e transformadores são exatos e (ii) não existem erros de topologia na rede. No Capítulo 4 é apresentado um algoritmo que leva em consideração a existência de erros topológicos.

As medidas, o estado verdadeiro e os erros aleatórios estão relacionados através de equações não lineares da seguinte forma,

$$z = h(x^{ver}) + w \quad (2.1)$$

onde

z - vetor de medidas, $(m \times 1)$;

$h(\cdot)$ - vetor de funções não lineares, $(m \times 1)$;

x^{ver} - vetor de estado verdadeiro, $(n \times 1)$;

w - vetor de erros aleatórios nas medidas, $(m \times 1)$;

m - número de medidas;

n - número de variáveis de estado.

O vetor de erros aleatórios w é, por hipótese, composto de variáveis aleatórias independentes, de média zero e variâncias conhecidas, ou seja, supõe-se que a matriz covariância do vetor w , seja diagonal e conhecida:

$$\text{cov}(w) = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \sigma_m^2 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

onde σ_j^2 é a variância da medida j , $j = 1, 2, \dots, m$.

O vetor de estado x é definido como

$$x \triangleq \begin{bmatrix} \theta \\ V \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

onde

θ - ângulo das tensões nas barras (exceto a barra de referência);

V - magnitude das tensões nas barras.

O vetor de medidas z é dado por:

$$z = \begin{bmatrix} P_{km}^{med} \\ P_k^{med} \\ Q_{km}^{med} \\ Q_k^{med} \\ V_k^{med} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

onde

P_{km}^{med} - vetor de fluxo de potência ativa da barra k para barra m ;

P_k^{med} - vetor de injeção de potência ativa na barra k ;

Q_{km}^{med} - vetor de fluxo de potência reativa da barra k para barra m ;

Q_k^{med} - vetor de injeção de potência reativa na barra k ;

V_k^{med} - vetor de magnitude da tensão na barra k ;

med - mnemónico que indica valores *medidos*.

2.2.1 Abordagem Clássica

O problema de estimação estática de estado via MQP pode ser visto da maneira que segue.

Dados z e o modelo $h(\cdot)$, define-se o *estado estimado*, \hat{x} , como sendo o valor de x que minimiza a função $J(x)$ dada por:

$$J(x) = [z - h(x)]'W[z - h(x)] \quad (2.5)$$

onde W , definida como a inversa da matriz covariância de w , é utilizada como *Matriz de Ponderação das Medidas*.

A minimização de $J(x)$ é obtida igualando-se a zero o gradiente de $J(x)$ em relação a x ,

$$\frac{\partial J(x)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}} = 0 \quad (2.6)$$

Desenvolvendo (2.5) e calculando o gradiente, tem-se

$$\frac{\partial J}{\partial x} = -2H'(\hat{x})W[z - h(\hat{x})] = 0 \quad (2.7)$$

onde

$$H(x) \triangleq \frac{\partial h(x)}{\partial x} \quad (2.8)$$

é a *Matriz Jacobiana*.

A solução de (2.7) fornece o estado estimado \hat{x} . Porém, $H(x)$ e $h(x)$ são não lineares, e a obtenção de \hat{x} a partir de (2.7) só é possível através um *processo iterativo* e, com este objetivo, lineariza-se $h(x)$ em torno de um ponto qualquer x^ν

$$h(x) \approx h(x^\nu) + H(x^\nu)(x - x^\nu) \quad (2.9)$$

Definindo-se,

$$\Delta z(x^\nu) \triangleq z - h(x^\nu) \quad (2.10)$$

$$\Delta x^\nu \triangleq x - x^\nu \quad (2.11)$$

e substituindo (2.9) em (2.5), a nova função objetivo a ser minimizada é

$$J(x) \approx [\Delta z(x^\nu) - H(x^\nu)\Delta x^\nu]'W[\Delta z(x^\nu) - H(x^\nu)\Delta x^\nu] \quad (2.12)$$

sendo o mínimo em relação a Δx^ν obtido de

$$-2H'(x^\nu)W[\Delta z(x^\nu) - H(x^\nu)\Delta x^\nu] = 0 \quad (2.13)$$

Rearranjando (2.13) e atualizando x^ν a cada iteração, obtém-se a recorrência:

$$\begin{cases} \Delta x^\nu = [G(x^\nu)]^{-1} H'(x^\nu) W \Delta z(x^\nu) \\ x^{\nu+1} = x^\nu + \Delta x^\nu \end{cases} \quad (2.14)$$

onde

$$G(x^\nu) \triangleq H'(x^\nu) W H(x^\nu) \quad (2.15)$$

é denominada *Matriz Ganha*.

O processo é repetido até que se obtenha convergência, ou seja:

$$|\Delta x^\nu| \leq \textit{tolerância} \quad \nu = 0, 1, 2, \dots \quad (2.16)$$

Considerando-se que o sistema trabalha dentro dos seus limites operativos (neste intervalo $J(x)$ é aproximadamente quadrática), garante-se que a solução de (2.13) é um ponto de mínimo.

O resultado encontrado em (2.14), pode também ser obtido diretamente de (2.7) [15]:

i) expandindo-se $h(x)$ em torno do ponto x^ν ,

$$H'(x^\nu + \Delta x^\nu) W [z - h(x^\nu + \Delta x^\nu)] = 0 \quad (2.17)$$

onde

$$h(x^\nu + \Delta x^\nu) \approx h(x^\nu) + H(x^\nu) \Delta x^\nu \quad (2.18)$$

ii) considerando que a matriz Jacobiana $J(x)$ é constante para pequenas variações Δx , ou seja,

$$H(x^\nu + \Delta x^\nu) \approx H(x^\nu) \quad (2.19)$$

No processo de estimação de estado em sistemas de energia elétrica, a equação (2.14) pode ser dividida em dois grupos: *ativo* (P_{km} e P_k , representado pelo índice P) e *reativo* (Q_{km} , Q_k e V_k , representado pelo índice Q). Logo, a primeira equação de (2.14) pode ser reescrita como:

$$\begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{Pf} & G_{Pv} \\ G_{Qf} & G_{Qv} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} H_{Pf} & H_{Pv} \\ H_{Qf} & H_{Qv} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} W_P & 0 \\ 0 & W_Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta z_P \\ \Delta z_Q \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Notar que o processo descrito, analogamente ao método Newton-Raphson aplicado ao problema de fluxo de carga, também fornece a solução exata do problema, sendo as matrizes H e G recalculadas a cada iteração.

2.2.2 Método Desacoplado Rápido

Assim como no problema do fluxo de carga, pode-se obter um método mais eficiente (computacionalmente) para resolver o problema da estimação de estado, se forem exploradas algumas características dos sistemas de energia elétrica, ou seja, que as grandezas “ativas” são mais sensíveis às variações dos ângulos das tensões e as “reativas” são mais sensíveis às variações das magnitudes das tensões. Este procedimento é chamado de desacoplamento $P - \theta$, $Q - V$ [11]. Dos estimadores desacoplados propostos, o que apresentou melhores resultados foi o desacoplado rápido [8], sendo que tanto o processo de estimação de estado como o processamento de erros grosseiros funcionaram a contento apesar das aproximações introduzidas no processo.

As principais características do estimador de estado desacoplado rápido são:

1. deriva-se do estimador clássico;
2. as matrizes são consideradas constantes em todo o processo iterativo (não são recalculadas a cada iteração);
3. o problema é dividido em duas etapas, uma para calcular de $\Delta\theta$ e outra para calcular ΔV ;
4. as soluções são alternadas, ou seja, quando do cálculo de ΔV , utilizam-se os valores atualizados de $\Delta\theta$ e vice-versa;
5. as matrizes de sensibilidade que são utilizadas explicitamente são as que relacionam variáveis ativas com ângulos das tensões e as que relacionam variáveis reativas com magnitudes de tensão.

Além dessas características, até 1.988 o estimador desacoplado rápido tinha ainda mais duas características que foram obtidas, por semelhança com fluxo de carga desacoplado rápido, de maneira heurística:

6. no processo iterativo, as diferenças entre o valor medido e o calculado para fluxos e injeções são divididas pela magnitude de tensão (normalização, eqs. (2.25) e (2.26));
7. na obtenção das matrizes de sensibilidade entre potência ativa e ângulos eram desprezadas as resistências das linhas de transmissão.

Recentemente foi mostrado em [13] que o item 7. (desprezar resistências), obtido de maneira heurística em [11] era, na realidade, fruto de uma nova

maneira de encarar o desacoplamento, ou seja, mostrou-se que desprezar as resistências e resolver o processo iterativo de maneira alternada - item 4., fazem parte de uma mesma teoria. Mostrou-se ainda que, assim como havia sido proposto em [12] a versão de melhor desempenho é obtida desprezando-se as resistências não na matriz de sensibilidade $P - \theta$ mas na matriz de sensibilidade $Q - V$. Esta versão é apresentada de maneira resumida a seguir e está detalhada em [13].

Estando o estado x particionado em $[\theta, V]$, ângulo e magnitude das tensões das barras, a recorrência (2.14) é reescrita como:

$$\begin{cases} \Delta\theta^\nu = [G_{P\theta}]^{-1} H_{P\theta}' W_P \Delta z_P(\theta^\nu, V^\nu) \\ \theta^{\nu+1} = \theta^\nu + \Delta\theta^\nu \end{cases} \quad (2.21)$$

$$\begin{cases} \Delta V^\nu = [G_{QV}]^{-1} H_{QV}' W_Q \Delta z_Q(\theta^{\nu+1}, V^\nu) \\ V^{\nu+1} = V^\nu + \Delta V^\nu \end{cases} \quad (2.22)$$

A equação (2.21) é comumente denominada "1/2 iteração $P - \theta$ " e a equação (2.22) "1/2 iteração $Q - V$ ". Notar que em (2.22) é utilizado o valor atualizado $\theta^{\nu+1}$.

As matrizes jacobianas de (2.21) e (2.22) são

$$H_{P\theta} \triangleq \frac{\partial h_P(\theta, V)}{\partial \theta}, \text{ calculada em } \theta = 0 \text{ e } V = 1;$$

$$H_{QV} \triangleq \frac{\partial h_Q(\theta, V)}{\partial V}, \text{ calculada em } \theta = 0 \text{ e } V = 1 \text{ e desprezando as resistências das linhas de transmissão;}$$

sendo $h_P(\theta, V)$ e $h_Q(\theta, V)$ as equações não lineares das grandezas ativas e reativas, respectivamente.

As matrizes ganho ficam

$$G_{P\theta} \triangleq H_{P\theta}' W_P H_{P\theta} \quad (2.23)$$

$$G_{QV} \triangleq H_{QV}' W_Q H_{QV} \quad (2.24)$$

e, ainda, as funções $h_P(\theta, V)$ e $h_Q(\theta, V)$ normalizadas são:

$$h_P(\theta^\nu, V^\nu) = \begin{bmatrix} \{P_{km}^{med} - P_{km}(\theta^\nu, V^\nu)\} / V_k^\nu \\ \{P_k^{med} - P_k(\theta^\nu, V^\nu)\} / V_k^\nu \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

$$h_Q(\theta^\nu, V^\nu) = \begin{bmatrix} \{Q_{km}^{med} - Q_{km}(\theta^\nu, V^\nu)\} / V_k^\nu \\ \{Q_k^{med} - Q_k(\theta^\nu, V^\nu)\} / V_k^\nu \\ V_k^{med} - V_k^\nu \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

Este método foi denominado *Método Primal* em [13].

2.3 Detecção e Identificação de Medidas com Erros Grosseiros

Além dos erros normais (aleatórios) inerentes aos equipamentos utilizados no processo de aquisição de dados, as medidas podem ser afetadas por EG provenientes de falhas nos medidores e transdutores, falhas na transmissão dos sinais, ou ainda, as medidas podem ter sido realizadas em instantes ou locais sujeitos a distúrbios temporários. Tais erros afetam os resultados do estimador, principalmente na vizinhança da perturbação, invalidando-os. Portanto é desejável que EG sejam detectados, identificados e eliminados (ou corrigidos) durante o processo de estimação. Com este propósito incorpora-se ao processo de estimação um algoritmo que proporciona o tratamento dos EG.

O problema de estimação de estado é então reformulado da seguinte maneira:

- 1ª etapa : estimar o estado;
- 2ª etapa : processar os EG;
- 3ª etapa : reestimar o estado.

Notar que na abordagem proposta acima, para que se possa efetuar o processamento dos EG, é necessário que se conheça primeiramente o valor do estado estimado \hat{x} . Isto nem sempre é possível, visto que o erro em uma medida pode ser de tal magnitude que provoque a não convergência do processo iterativo. Para contornar este problema utiliza-se um pré-processador, cuja função é eliminar as medidas que estejam fora dos seus limites operativos.

Em [14] três métodos utilizados para processamento de EG são discutidos, com destaque para o *Teste do Maior Resíduo Normalizado*. Este teste será descrito na seção 2.3.2. Antes, porém, alguns vetores importantes serão definidos.

2.3.1 Resíduos

Nesta seção praticamente se transcreve o que está apresentado na referência [9].

- **Resíduo de Estimação - r**

O vetor resíduo de estimação, r , é definido como sendo

$$r \triangleq z - h(\hat{x}) \quad (2.27)$$

Substituindo (2.1) em (2.27), tem-se

$$r = h(x^{ver}) - h(\hat{x}) + w \quad (2.28)$$

Definindo erro de estimação como sendo a diferença entre o valor verdadeiro do estado, x^{ver} , e o valor estimado do estado, \hat{x} ,

$$\Delta x^{ver} = x^{ver} - \hat{x} \quad (2.29)$$

e considerando que Δx^{ver} é pequeno ($x^{ver} \approx \hat{x}$), pode-se linearizar $h(x^{ver})$ em torno do ponto \hat{x}

$$h(x^{ver}) \approx h(\hat{x}) + H(\hat{x})\Delta x^{ver} \quad (2.30)$$

Desenvolvendo (2.30) como na seção 2.2.1. encontra-se

$$\Delta x^{ver} = -G^{-1}(\hat{x})H'(\hat{x})Ww \quad (2.31)$$

Substituindo (2.30) e (2.31) em (2.28), obtém-se

$$r = \Gamma w \quad (2.32)$$

onde

$$\Gamma = I - H(\hat{x})G^{-1}H'(\hat{x})W \quad (2.33)$$

e I é Matriz Identidade de ordem m .

Sendo r e w variáveis aleatórias, Γ matriz determinística e tendo w , por hipótese, média zero ($\bar{w} = 0$), então:

$$\bar{r} = \Gamma\bar{w} = 0 \quad (2.34)$$

e

$$R = cov(r) = \Gamma W^{-1} \Gamma^t = W^{-1} - H(\hat{x})G^{-1}H'(\hat{x}) \quad (2.35)$$

• Resíduo de Estimação Normalizado - r^N

O vetor resíduo de estimação normalizado, ou simplesmente resíduo normalizado, r^N , é obtido dividindo-se cada elemento do vetor r por seu correspondente desvio padrão ρ_j , dado por $\rho_j = \sqrt{R_{jj}}$. Na forma matricial, tem-se

$$r^N = [diag(R)]^{-1/2} r \quad (2.36)$$

As médias e as covariâncias dos resíduos normalizados são dadas por:

$$\bar{r}^N = [diag(R)]^{-1/2} \bar{r} \quad (2.37)$$

$$cov(r^N) = [diag(R)]^{-1/2} R [diag(R)]^{-1/2} \quad (2.38)$$

2.3.2 Teste do Maior Resíduo Normalizado - Teste- r^N

O teste do maior resíduo normalizado é um teste de hipótese baseado nas propriedades estatísticas da variável aleatória r^N , que tem distribuição normal unitária (média zero e covariância unitária) se não existirem erros grosseiros. São estas características estatísticas que servem de base para a escolha de um limiar β . A detecção e identificação são feitas simultaneamente, ou seja, não existe distinção entre essas duas etapas.

HIPÓTESE: Não existem EG no sistema.

TESTE :

- se $\{\max |r_j^N| \leq \beta; j = 1, 2, \dots, m\}$, considera-se a hipótese verdadeira;
- caso contrário considera-se a hipótese falsa, ou seja, existe pelo menos uma medida com EG.

Para uma discussão sobre valores de β ver capítulo 5 de [14].

ALGORITMO:

- i) estimar o estado;
- ii) Teste- r^N :
 - se $\{\max |r_j^N| \leq \beta; j = 1, 2, \dots, m\}$, processo de estimação terminado;
 - se $\{\max |r_j^N| > \beta; j = 1, 2, \dots, m\}$, eliminar a medida que possuir o maior resíduo normalizado em módulo; ir para i).

Pode-se demonstrar que “se somente uma única medida encontra-se perturbada por EG, então, esta medida é a que apresenta o maior resíduo normalizado em valor absoluto” [9]. Caso exista mais de uma medida com EG, estas serão eliminadas uma a uma e o resíduo normalizado passa a depender (i) da correlação existente entre os resíduos dessas medidas e (ii) do tipo de erro grosseiro a que estas medidas estão submetidas. Este tema é assunto do próximo capítulo.

2.3.3 Recuperação de Medidas

Quando se elimina uma medida com EG e repete-se o processo de estimação de estado, a matriz Ganho G (bem como sua inversa G^{-1}) é recalculada, aumentando portanto, o tempo computacional. Este inconveniente pode ser superado, calculando-se um novo valor para esta medida (pseudo-medida), tal que o estado obtido seja o mesmo que se obteria com a eliminação da medida:

$$z_j^{nova} = z_j^{erro} - \frac{\sigma_j^2}{\rho_j^2} (z_j^{erro} - \hat{z}_j) \quad (2.39)$$

onde

z_j^{nova} - pseudo-medida da medida j ;

z_j^{erro} - valor medido anteriormente;

$\hat{z}_j \triangleq h_j(\hat{x})$.

Capítulo 3

Identificação de Medidas com Erros Grosseiros Via Teoria da Decisão

3.1 Introdução

Neste capítulo é apresentado um método de identificação de medidas com erros grosseiros (MEG) baseado nos conceitos da Teoria da Decisão. Este modelo visa aumentar a confiabilidade dos algoritmos de identificação de MEG, principalmente para situações onde erros *conformativos* (definidos no item seguinte) estão presentes no conjunto de medidas avaliado no processo de estimação.

A Teoria da Decisão [16] emprega técnicas combinatoriais objetivando encontrar todas as possíveis soluções e/ou a solução ótima de um problema proposto, satisfazendo certas restrições. Uma maneira sistemática de encontrar todas as possíveis soluções é denominada *busca retroativa* (“*backtracking*”).

Com o intuito de melhorar a eficiência dos algoritmos combinatorios procura-se explorar as características e estruturas do problema, bem como, o “conhecimento humano” do problema. Aqui, o “problema” é: *encontrar as medidas que realmente possuem erros grosseiros (EG)*.

O procedimento apresentado a seguir é o que está descrito em [17], com algumas alterações.

3.2 Classificação das Medidas

Geralmente, MEG aparecem devido a falhas nos equipamentos de medição e/ou de transmissão de dados, podendo o conjunto de medidas utilizado na estimação de estado conter várias MEG.

As medidas realizadas no sistema podem ser *correlatas* ou *independentes* (não-correlatas). Comumente se faz a hipótese de que todas as medidas realizadas são independentes (como apresentado no Capítulo 2). Esta hipótese faz com que a matriz covariância dos erros de medidas (W) seja diagonal. Mesmo assim, os resíduos de estimação podem ser correlatos. Este fato pode ser comprovado verificando-se que a matriz covariância dos resíduos, R ($R = W^{-1} - HG^{-1}H'$), é cheia (não contém elementos nulos), salvo em algumas exceções. Isto é fácil de se entender se for lembrado que o cálculo dos resíduos depende do estado estimado, que por sua vez depende do conjunto de medidas avaliado.

O grau de correlação entre os resíduos das medidas (variando de 0 a 1) é dado pelos coeficientes de correlação, que são os elementos da matriz covariância dos resíduos normalizados, $cov(r^N)$.

Medidas que possuem resíduos correlatos estão sujeitas a um tipo especial de erro grosseiro conhecido por *erro conformativo*. Quando este tipo de erro ocorre, o Teste- r^N falha na identificação das MEG, ou seja, os erros conformativos ocorrem de tal maneira que seus efeitos são mascarados, fazendo com que o maior resíduo normalizado seja o de uma outra medida. Analisando-se o Exemplo 1, que segue, estes conceitos ficarão mais claros.

Exemplo 1 :

Considere o sistema 3-barras dado na figura 3.1. O estado verdadeiro (modelo linearizado) é $\theta = [0, 0, 0]$, significando que todos os fluxos são iguais a zero. As ponderações para todas as medidas valem 10^4 (desvio padrão de $0,01pu$).

A matriz covariância dos resíduos normalizados, aqui denominada *matriz de correlação*, $cov(r^N)$, é simétrica e determinística (independe dos erros grosseiros) quando se utiliza o estimador desacoplado rápido. Para o sistema

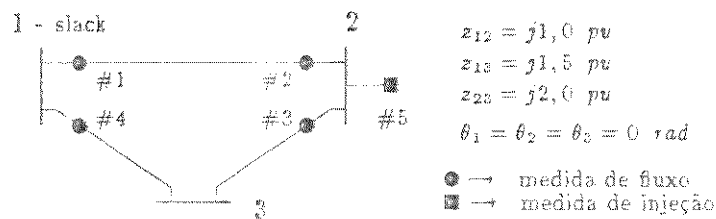


Figura 3.1: Sistema 3-barras

3-barras dado na figura 3.1, tem-se:

$$\text{cov}(r^N) = \begin{bmatrix} 1,00 & 0,48 & -0,13 & -0,34 & 0,46 \\ 0,48 & 1,00 & 0,13 & 0,34 & 0,46 \\ -0,13 & 0,13 & 1,00 & -0,57 & -0,66 \\ -0,34 & 0,34 & -0,57 & 1,00 & -0,24 \\ 0,46 & -0,46 & -0,66 & -0,24 & 1,00 \end{bmatrix}$$

Caso A - Erro simples:

A medida #2 tem EG. O vetor de medidas é dado por:

$$z' = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{pu})$$

Para a medida #2, tem-se

$$\text{cov}(r^N)_{2,i} = \begin{bmatrix} 0,48 & 1,00 & 0,13 & 0,34 & 0,46 \end{bmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, 5$$

indicando que os resíduos normalizados das medidas #1 e #5 são os mais afetados (influenciados) por um erro na medida #2, pois, são os que apresentam os maiores coeficientes de correlação. Isto pode ser comprovado analisando-se o vetor r^N

$$r^N = \begin{bmatrix} 39,23 & 82,29 & 10,25 & 27,78 & 37,43 \end{bmatrix}$$

Observe também que o maior resíduo normalizado (em módulo) é o da medida #2; portanto, a identificação da MEG através do Teste- r^N é bem sucedida.

Caso B - Erro múltiplo não conformativo:

As medidas #2 e #5 possuem EG. O vetor de medidas é

$$z' = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (pu)$$

Os resíduos das medidas #2 e #5 são correlatos, $cov(r^N)_{2,5} = 0,45$, pois ambos dependem do fluxo na linha 1-2. Entretanto, as informações destas medidas são inconsistentes, pois, a medida #2 informa que existe um fluxo de 1,0 pu da barra 2 para a barra 1, enquanto a medida #5 informa que a potência líquida na barra 2 é -1,0 pu (carga de 1,0 pu na barra 2), logo os erros nas medidas #2 e #5 não são conformativos. De fato, isto pode ser comprovado analisando-se o vetor r^N , onde os maiores resíduos normalizados, em módulo, aparecem nas medidas #2 e #5 respectivamente.

$$r^N = \begin{bmatrix} 9,57 & 111,95 & 53,28 & 43,65 & -102,64 \end{bmatrix}$$

Caso C - Erro múltiplo conformativo:

As medidas #2 e #5 estão com EG. O vetor de medidas é

$$z' = \begin{bmatrix} 0 & 0,8 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (pu)$$

Neste caso, embora estejam erradas, as informações das medidas #2 e #5 são consistentes, ou seja, os erros se ajustam de tal forma que se mascaram. A medida #2 informa, erroneamente, que existe um fluxo de 0,8 pu da barra 2 para barra 1. Porém, tal erro é mascarado pela informação, também incorreta, da medida #5, que informa a existência de 1,0 pu de potência líquida na barra 2 (geração de 1,0 pu na barra 2). Logo, os EG das medidas #2 e #5 são conformativos. O vetor r^N neste caso é

$$r^N = \begin{bmatrix} 61,05 & 36,17 & -34,84 & 6,35 & 35,26 \end{bmatrix}$$

onde o maior resíduo normalizado aparece na medida #1, sendo que esta não possui EG. Neste caso, o Teste- r^N falha e o estado estimado se afasta do estado verdadeiro do sistema.

O Exemplo-1 deixa claro que, quando existem várias MEG, o sucesso na detecção e identificação destas através do Teste- r^N depende da correlação de seus resíduos e do tipo de EG a que estão submetidas.

3.3 Teoria da Decisão

Nesta seção será apresentada uma nova formulação para o problema de identificação de MEG, utilizando-se técnicas da Teoria da Decisão. Os principais conceitos da Teoria da Decisão serão apresentados a seguir, já direcionados para este problema específico.

3.3.1 Árvore de Decisão

Uma *árvore* contém vários *nós* (A, B, C, \dots) em diferentes *níveis* ($0, 1, 2, \dots$), sendo os nós conectados através de *ramos* ($\epsilon_{AB}, \epsilon_{AC}, \epsilon_{BD}, \dots$) sem que ciclos sejam formados; ver figura 3.2. Em uma *árvore de decisão* cada nó representa um estado onde uma decisão é tomada e tem a ele relacionado um *vetor de decisão*, u . A *raiz* (A) representa o estado onde nenhuma decisão foi tomada.

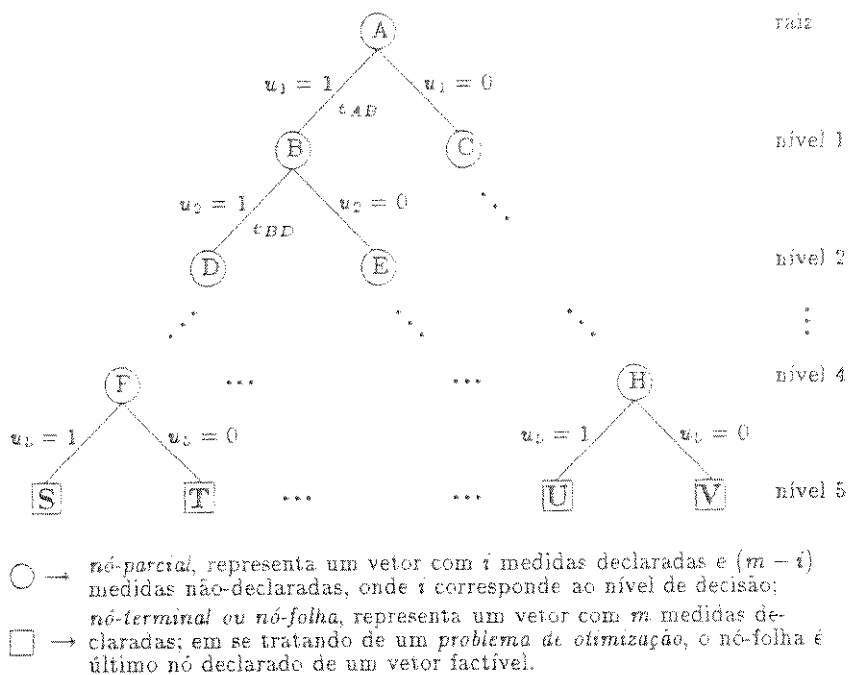


Figura 3.2: *Árvore binária*

Se, terminados os cálculos de estimação de estado e realizado o Teste- r^N , existirem medidas suspeitas de conterem EG então, depara-se com um

problema de decisão, isto é, decidir quais medidas realmente possuem EG, visto que erros conformativos podem estar presentes.

Seja:

$$u_j = \begin{cases} 1 & , \text{ se a medida } j \text{ é declarada boa (não contém EG);} \\ 0 & , \text{ se a medida } j \text{ é declarada com EG} \end{cases}$$

Como apenas dois estados (0 ou 1) podem ser declarados a cada decisão então, diz-se que a árvore é *binária*. Assim, existem 2^m possíveis combinações entre medidas boas e MEG, cada uma correspondendo a um vetor de decisão

$$u = [u_1 \quad u_2 \quad \dots \quad u_m]$$

onde m , já definido anteriormente, é o número total de medidas avaliadas no processo de estimação de estado. Na figura 3.2 o Exemplo 1 é utilizado como ilustração. Nesse exemplo, no nível 5, todas as medidas estão declaradas, existindo $2^5 = 32$ possíveis soluções.

3.3.2 Factibilidade e Otimalidade

Em geral, deseja-se encontrar um vetor de decisão u que satisfaça certas propriedades e/ou restrições do problema. Se um vetor u satisfaz as propriedades e/ou as restrições impostas ao problema, então, u é um *vetor factível*; caso contrário, u é *não-factível*. Vetores não-factíveis são descartados.

No caso da identificação de MEG, u é factível se, após a remoção das MEG, até então declaradas (medidas para as quais $u_j = 0$).

- a rede resultante permanecer observável, e
- no estado estimado resultante não existirem outras MEG, ou seja, $\max |r^N| \leq \beta$.

Dentre as várias soluções factíveis, o *vetor ótimo* pode ser encontrado comparando-se a confiabilidade das medidas, tal como se segue.

Seja p_i a probabilidade do medidor i apresentar uma medida boa (sem EG) e $q_i = 1 - p_i$ a probabilidade do medidor apresentar uma medida com EG. Seja \mathcal{A} o subconjunto de \mathcal{M} que contém todos os medidores “bons” em um instante qualquer, e \mathcal{B} o subconjunto que contém os medidores “ruins”, tal que $\mathcal{A} \cup \mathcal{B} = \mathcal{M}$. A probabilidade associada a esta configuração particular de u é

$$prob(u) = \prod_{i \in \mathcal{A}} p_i \prod_{j \in \mathcal{B}} q_j$$

Utilizando-se o critério da probabilidade máxima, o vetor ótimo é aquele que maximiza $prob(\mathbf{u})$, ou equivalentemente, é aquele que minimiza o módulo de $\log prob(\mathbf{u})$. Assim, a função objetivo FO a ser minimizada é dada por

$$C(\mathbf{u}) = |\log prob(\mathbf{u})| = \sum_{i \in A} |\log p_i| + \sum_{j \in B} |\log q_j|$$

onde $C(\mathbf{u})$ é denominada *função custo*. Sendo $p_i \approx 1, 0$ então,

$$C(\mathbf{u}) = \sum_{j \in B} |\log q_j|$$

Considerando que todos os medidores têm a mesma confiabilidade (q_j é constante para todo j), a função objetivo passa a ser um somatório de parcelas iguais. Logo, o que se deve minimizar é o número de parcelas a serem somadas. Portanto, para o conjunto \mathcal{M} , tem-se

$$C(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^m (1 - u_i)$$

de onde se conclui que a solução ótima é aquela que contém o menor número de MEG.

Finalizando, pode-se formular o problema da identificação de MEG como um problema de otimização combinatória:

$$FO \begin{cases} \min C(\mathbf{u}) \\ \text{s.a.} \begin{cases} - \text{rede observável} \\ - \max |r^N| \leq \beta \end{cases} \end{cases}$$

3.3.3 “Branch-and-bound”

“*Branch-and-bound*” é um método de resolução de problemas de otimização combinatória que, basicamente, consiste na construção de uma *árvore parcial* que conduza à solução ótima, evitando-se a construção da árvore completa (busca exaustiva) que é muito grande (2^m possíveis soluções). A principal característica do método “branch-and-bound” está na utilização adequada de um conjunto de estratégias (regras) que determinam quando crescer a árvore (“branching”) ou quando parar o crescimento da árvore (“bounding”). A eficiência do método depende principalmente:

- (i) de como se explora a estrutura e as propriedades do problema, e

- (ii) do “conhecimento” do problema (heurística), que tem papel crucial na limitação da busca, evitando o crescimento demasiado da árvore (explosão exponencial).

Pensando especificamente no problema de identificação de MEG os itens (i) e (ii) podem ser:

- a) Sabendo-se que o Teste- r^N tem bom desempenho na maioria dos casos, isto pode ser explorado para melhorar a eficiência do algoritmo. A primeira solução factível encontrada é a própria solução obtida através do Teste- r^N , contendo l medidas suspeitas de conterem EG. Como no conjunto de medidas avaliado podem existir erros conformativos, então passa-se a rejeitar a solução fornecida pelo Teste- r^N , ou seja, realiza-se “backtrack” declarando-se como boas as medidas suspeitas de conterem EG. Os resíduos normalizados, utilizados no Teste- r^N , são obtidos a cada nó de decisão, após a execução da estimação de estado com todas as medidas até então declaradas suspeitas de conterem EG removidas. Isto implica na refatoração da matriz Ganho por várias vezes durante o processo de busca, dispendendo um tempo computacional muito grande. Em [17] são apresentadas várias sugestões que visam a melhoria da performance do algoritmo de busca sob este ponto de vista. Na seção 3.5 será apresentada uma nova abordagem baseada no Lema de Inversão de Matrizes.
- b) Comparado ao total de medidas avaliadas, m , poucas são as medidas que possuem EG. Portanto em vez de se realizar o teste de factibilidade no último nível da árvore de decisão (nível m), procede-se um Teste- r^N a cada nó de decisão, considerando boas as medidas até então não-declaradas. Se, após se declarar uma medida no nível j encontra-se uma solução factível, encerra-se o crescimento desse ramo da árvore.
- c) Tendo como objetivo evitar o crescimento demasiado da árvore, deve-se fornecer uma ordem de declaração que, de acordo com o item b, minimize o processo de busca. Logo, a melhor ordenação é aquela que declara, em primeiro lugar, as medidas suspeitas de conterem EG. Desde que o Teste- r^N dá bons resultados para a maioria dos casos, ordenam-se as medidas dinamicamente (a cada nó de decisão uma nova ordenação é gerada) escolhendo-se como a próxima medida a ser declarada aquela que, dentre as medidas não-declaradas, possuir o maior resíduo normalizado. Ordenando-se desta maneira as medidas a

serem declaradas, ao se encontrar factibilidade no nível j ter-se-á um vetor factível de custo j . É importante observar que com este esquema de ordenação a observabilidade da rede fica garantida, visto que para medidas críticas, o resíduo normalizado é igual a zero.

- d) No processo de otimização, ao se encontrar a primeira solução factível, esta passa a ser denominada *solução ótima corrente* e seu custo *custo ótimo corrente*. O custo ótimo corrente é utilizado como *limite superior* - ls , servindo como parâmetro na decisão de crescer ou não a árvore. A solução ótima corrente e o limite superior são atualizados a cada vez que se encontra uma solução factível de custo menor que ls .
- e) *Heurística*, aqui representada por \mathcal{NT} , é o nome dado em [17] ao número de vezes que a solução sugerida pelo Teste- r^N é rejeitada. Também em [17] verificou-se experimentalmente que valores de \mathcal{NT} iguais a 1 ou 2 dão resultados satisfatórios, limitando consideravelmente o crescimento da árvore.

Uma estratégia ótima para o crescimento da árvore que considera os pontos descritos acima, a),...,e), e que armazena em uma *pilha* os vetores com quais se realizará “backtracking”, é apresentada a seguir (fig. 3.3):

- i) partindo do nó raiz $[u_1, u_2, \dots, u_m]$, crescer a árvore pela direita ($u_j = 0$) em direção ao nó folha;
- ii) se o problema corrente de estimação de estado, *PCEE*, no nível j , $u_j = [0, \dots, 0, u_{j+1}, u_{j+2}, \dots, u_m]$, é não factível e $\text{custo}(u_j) < (ls - 1)$, então:
 - o sucessor-g se torna o novo *PCEE*, $[0, \dots, 0, 0, u_{j+2}, \dots, u_m]$;
 - o sucessor-b é colocado na pilha, $[0, \dots, 0, 1, u_{j+2}, \dots, u_m]$;
- iii) se *PCEE_j* é factível e $\text{custo}(u_j) < ls$, então:
 - o *PCEE_j* passa a ser a solução ótima corrente;
 - a pilha é podada (sucessor-b não é colocado na pilha);
- iv) se *PCEE_j* é não-factível e $\text{custo}(u_j) = (ls - 1)$, então:
 - u_j é descartado;
 - um novo *PCEE* é tirado da pilha (“backtrack”).

Um algoritmo mais detalhado, bem como a resolução passo a passo de um problema utilizando o mesmo, pode ser encontrado em [17].

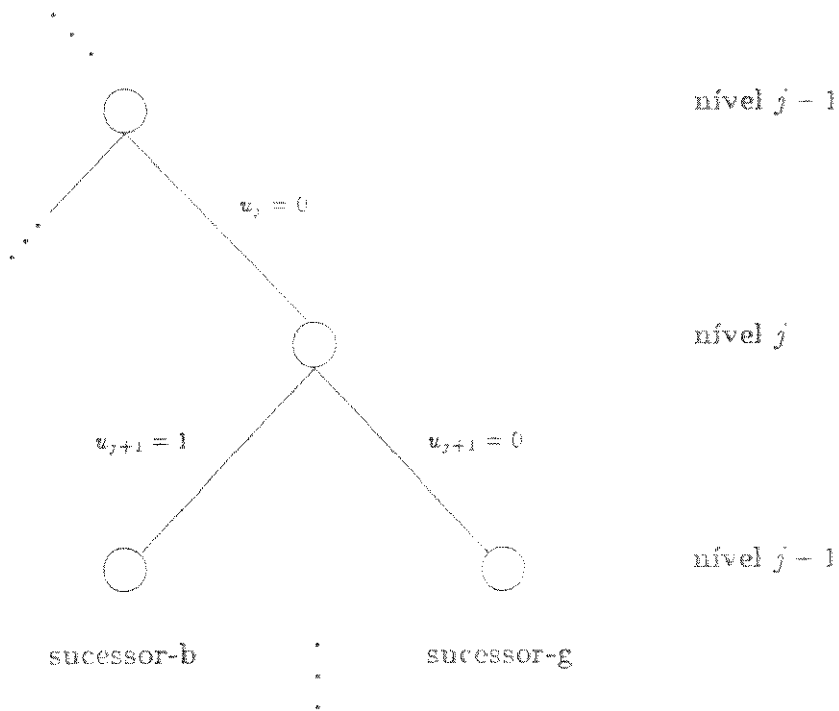


Figura 3.3: *Estratégia de crescimento da árvore*

3.4 Remoção de Medidas

Quando uma medida é identificada como perturbada por EG, esta deve ser retirada do conjunto de medidas \mathcal{M} avaliado no processo de estimação e o estado deve ser reestimado. Isto implica na reinversão ou na refatoração da matriz Ganho, G .

A maneira mais simples de se retirar uma medida do conjunto original, é fazer com que sua ponderação seja anulada, pois toda a contribuição da medida ao estado estimado, depende de sua ponderação. Isto pode ser conseguido facilmente adicionando-se uma matriz ΔW à matriz de ponderação original. Com isto não é necessário alterar-se a matriz H .

A seguir desenvolve-se uma metodologia baseada no *Lema de Inversão de Matrizes* [18] para o cálculo das correções a serem feitas no estado quando o conjunto \mathcal{M} é alterado, tornando desnecessária a reinversão ou refatoração

de G .

Esta é uma alternativa à Recuperação de Medidas apresentada no Capítulo 2. No Apêndice A mostra-se que para a eliminação de uma medida, o método apresentado nesta seção é idêntico à Recuperação de Medida. Para o caso da eliminação de mais de uma medida, que é o caso geral apresentado a seguir, certos cuidados devem ser tomados na comparação dos dois métodos.

Considere o sistema linear

$$\mathbf{x}^{(0)} = (G^0)^{-1} H' W^0 z \quad (3.1)$$

como sendo as equações que representam o estado para o conjunto original das medidas, \mathcal{M}^0 .

Seja ΔW a variação introduzida para zerar as ponderações das medidas a serem eliminadas, e ΔG a perturbação na matriz Ganho decorrente dessa alteração; o novo estado, $\mathbf{x}^{(1)}$, será obtido de

$$(\mathbf{x}^{(0)} + \Delta \mathbf{x}_c) = (G^0 + \Delta G)^{-1} H' (W^0 + \Delta W) z \quad (3.2)$$

ou

$$\mathbf{x}^{(1)} = (G^1)^{-1} (H' W^0 z + H' \Delta W z) \quad (3.3)$$

onde

$$G^1 = G^0 + \Delta G \quad (3.4)$$

$$\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)} + \Delta \mathbf{x}_c \quad (3.5)$$

sendo $\Delta \mathbf{x}_c$ o vetor das *correções* a serem feitas no estado estimado quando o conjunto de medição sofre alterações; e

$$\Delta W_{j,j} = \begin{cases} -1/\sigma_j^2 & , \text{ se a medida } j \text{ pertence ao conjunto} \\ & \text{de medidas removidas;} \\ 0 & , \text{ caso contrário.} \end{cases} \quad (3.6)$$

ou seja, ΔW é uma matriz diagonal com apenas l posições diferentes de zero (posições relacionadas com as medidas a serem removidas).

A perturbação ΔG na matriz Ganho é dada por

$$\Delta G = H' \Delta W H \quad (3.7)$$

pois

$$G^0 + \Delta G = H' (W^0 + \Delta W) H \quad (3.8)$$

sendo que

$$G^0 = H' W^0 H \quad (3.9)$$

Seja $A(l \times n)$ a *Matriz de Alterações* tal que as linhas de A sejam as linhas de $H(m \times n)$ correspondentes às j medidas a serem removidas, e $D(l \times l)$ a *Matriz de Ponderação das Medidas Removidas*, ou seja:

$$A = [h_j] \quad j = 1, 2, \dots, l$$

$$D = \begin{bmatrix} -1/\sigma_1^2 & & \\ & \ddots & \\ & & -1/\sigma_l^2 \end{bmatrix}$$

Logo, a perturbação na matriz Ganho e a equação (3.3) podem ser reescritas como

$$\Delta G = A' D A \quad (3.10)$$

$$x^{(1)} = (G^1)^{-1} (H' W^0 z + A' D z^*) \quad (3.11)$$

onde

$$G^1 = G^0 + A' D A \quad (3.12)$$

e o vetor $z^*(l \times 1)$ corresponde às l medidas removidas.

Aplicando-se o Lema de Inversão de Matrizes [18] para calcular a inversa de G^1 , tem-se

$$(G^1)^{-1} = (G^0)^{-1} - (G^0)^{-1} A' [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A']^{-1} A (G^0)^{-1} \quad (3.13)$$

Substituindo-se este valor de $(G^1)^{-1}$ na equação (3.11) e lembrando-se que $x^{(0)} = (G^0)^{-1} H' W^0 z$, tem-se

$$x^{(1)} = x^{(0)} + (G^0)^{-1} A' D z^* - (G^0)^{-1} A' [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A']^{-1} A x^{(0)} - (G^0)^{-1} A [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A']^{-1} A (G^0)^{-1} A' D z^*$$

$$x^{(1)} = x^{(0)} + (G^0)^{-1} A' [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A']^{-1} \{ [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A'] D z^* - A x^{(0)} - A (G^0)^{-1} A' D z^* \}$$

$$x^{(1)} = x^{(0)} + (G^0)^{-1} A' [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A']^{-1} \{ z^* - A x^{(0)} \} \quad (3.14)$$

ou

$$x^{(1)} = x^{(0)} + \Delta x_c \quad (3.15)$$

onde o vetor Δx_c , dado por

$$\Delta x_c = (G^0)^{-1} A' [D^{-1} + A(G^0)^{-1} A']^{-1} \{ z^* - A x^{(0)} \} \quad (3.16)$$

contém os valores das correções a serem feitas no estado quando o conjunto M sofre alterações. Observe que:

- Δx_c é função de G^0 e $x^{(0)}$, que são valores conhecidos;
- lembrando-se que os elementos da diagonal da matriz D correspondem aos l elementos da matriz W^0 com sinal trocado, é fácil ver que, as linhas da matriz formada por $[D^{-1} + A(G^0)^{-1}A']$ correspondem às l linhas da matriz R^0 com sinal trocado (ver prova no Apêndice A para o caso da retirada de uma medida).

No caso do estimador desacoplado rápido, tem-se

iteração $P\theta$:

$$\begin{aligned} G_{P\theta} \Delta \theta_0^\nu &= H_{P\theta}' W \Delta z_P(\theta^\nu, V^\nu) \\ \Delta \theta^\nu &= \Delta \theta_0^\nu + \Delta \theta_c^\nu \\ \theta^{\nu+1} &= \theta^\nu + \Delta \theta^\nu \end{aligned}$$

iteração QV :

$$\begin{aligned} G_{QV} \Delta V_0^\nu &= H_{QV}' W \Delta z_Q(\theta^{\nu+1}, V^\nu) \\ \Delta V^\nu &= \Delta V_0^\nu + \Delta V_c^\nu \\ V^{\nu+1} &= V^\nu + \Delta V^\nu \end{aligned}$$

onde $G_{P\theta}$ e G_{QV} são calculadas e invertidas (fatoradas) apenas uma vez independente do número de alterações realizadas, e $\Delta \theta_c^\nu$ e ΔV_c^ν são obtidos aplicando-se à "1/2 iteração $P\theta$ " e à "1/2 iteração QV ", respectivamente, a equação (3.16).

3.5 Alterações na Matriz Covariância

Alterações no conjunto \mathcal{M} implicam em alterações na matriz Covariância dos Resíduos pois, R é função de \mathcal{M} . Quando uma medida com EG é removida, ou mesmo quando se utiliza a geração de pseudo-medida, a matriz R deve ser recalculada.

Seja

$$R^0 = W^{-1} - H(G^0)^{-1}H' \quad (3.17)$$

a matriz Covariância calculada para o conjunto original de medidas, e seja

$$R^1 = W^{-1} - H(G^1)^{-1}H' \quad (3.18)$$

a matriz Covariância calculada após a realização de alterações no conjunto \mathcal{M}

Aplicando-se o *Lema de Inversão de Matrizes* como na seção anterior (eq. (3.13)), tem-se

$$R^1 = W^{-1} - H\{(G^0)^{-1} - (G^0)^{-1}A'[D^{-1} + A(G^0)^{-1}A']^{-1}A(G^0)^{-1}\}H'$$

$$R^1 = R^0 + H(G^0)^{-1}A'[D^{-1} + A(G^0)^{-1}A']^{-1}A(G^0)^{-1}H' \quad (3.19)$$

Como só interessa a diagonal de R , então

$$diag[R] = diag[R^0] + diag\{F(R^*)^{-1}F'\} \quad (3.20)$$

onde

$$F = H(G^0)^{-1}A' \quad (3.21)$$

e

$$R^* = D^{-1} + A(G^0)^{-1}A' \quad (3.22)$$

O Exemplo 2 ilustra o método desenvolvido acima.

Exemplo 2 :

Considere o sistema 3-barras do Exemplo 1 nas mesmas condições. $\theta = [0, 0, 0]$ e um EG na medida #1. O vetor de medidas é dado por:

$$z' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (pu)$$

Caso A - Estado Estimado e Covariância dos Resíduos Incluindo a MEG:

O estado estimado incluindo a medida #1 no conjunto de equações do estimador, $x = G^{-1}H'Wz$, vale:

$$x'_0 = \begin{bmatrix} 0 & -0,32 & -0,44 \end{bmatrix} \quad (rad)$$

A diagonal da matriz covariância dos resíduos e o vetor de resíduos normalizados valem, respectivamente:

$$[diag(R)]^{-1/2} = \begin{bmatrix} 121,52 & 121,52 & 130,13 & 126,00 & 153,36 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

$$[r^N]' = \begin{bmatrix} 82,29 & 11,77 & -10,25 & -27,78 & 37,43 \end{bmatrix}$$

Caso B - Estado Estimado e Covariância dos Resíduos Eliminando-se a MEG:

Eliminando-se a medida #1 do conjunto de equações do estimador e recalculando-se G , obtém-se:

$$\begin{aligned} x'_0 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (rad) \\ [diag(R)]^{-1/2} &= \begin{bmatrix} 138,24 & 131,15 & 133,85 & 172,21 \end{bmatrix} \quad (3.24) \\ [r^N]' &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Caso C - Estado Estimado e Covariância dos Resíduos Removendo-se a MEG pelo Lema de Inversão de Matrizes:

Aplicando-se o que foi desenvolvido nas seções 3.4 e 3.5, tem-se:

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \\ D &= [-1/10000] \\ z^r &= [1] \\ A(G^0)^{-1}A' &= 3,23 \cdot 10^{-5} \end{aligned}$$

portanto:

$$\begin{aligned} x'_c &= \begin{bmatrix} 0 & 0,32 & 0,44 \end{bmatrix} \quad (rad) \\ x' &= x'_0 + x'_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ [diag(R)]^{-1/2} &= \begin{bmatrix} - & 138,24 & 131,15 & 133,85 & 172,21 \end{bmatrix} \quad (3.25) \\ [r^N]' &= \begin{bmatrix} - & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Note-se que:

- os resultados obtidos (estado estimado e valores de covariância) no Caso C são os mesmos obtidos no Caso B;
- se a matriz R não for corrigida a cada medida eliminada, os resíduos normalizados calculados não corresponderão a seus valores reais, pois R depende do conjunto de medidas avaliadas (comparar a equação (3.23) com (3.24) e (3.25)).

No Capítulo 5 são apresentados alguns testes que mostram os efeitos de se recalculou ou não a matriz R a cada medida eliminada.

Capítulo 4

Detecção e Identificação de Erros Topológicos

4.1 Introdução

Na maioria das formulações do problema de estimação de estado, o modelo da rede é considerado determinístico, ou seja, imune a erros. Esta hipótese foi considerada neste trabalho no Capítulo 2. Os erros de modelo podem ser de dois tipos, a saber, de parâmetros dos circuitos equivalentes dos vários elementos componentes do sistema, e de topologia (configuração do sistema). Falhas no sistema de aquisição de dados podem originar configurações incorretas, tornando a rede inconsistente. Dependendo do nível de redundância de informações, inconsistências existentes podem ser detectadas ainda numa fase de pré-processamento (antes de se executar o estimador propriamente dito). Caso contrário, os erros topológicos (ET) se propagarão com consequências danosas para os processos de estimação de estado, fluxo de carga, análise de contingências e outros.

Dentre a literatura existente sobre o assunto, Lugtu & outros propuseram em [19] um algoritmo que leva em consideração a existência de certos tipos de ET. O algoritmo apresentado baseia-se na observação prévia dos resultados fornecidos pelo estimador de estado quando erros topológicos estão presentes. Posteriormente Clements & Davis [21] propuseram um método de detecção de erros topológicos baseado na interpretação geométrica dos resíduos das medidas causados por tais erros e, Wu & Liu [20] propuseram um método de detecção e identificação baseado nos resíduos normalizados e em uma matriz de sensibilidade entre os resíduos normalizados e os fluxos

nas linhas.

O objetivo do método proposto neste capítulo é melhorar a performance do algoritmo proposto em [19] ampliando suas fronteiras. O algoritmo aqui proposto utiliza as técnicas de busca em árvore apresentadas no capítulo anterior.

4.2 Tipos de Erros Topológicos

Os erros topológicos que comumente ocorrem devido a falhas no sistema de aquisição de dados, são os seguintes:

- erro na configuração de linha (inclui-se aqui, a modelagem de transformadores);
- erro na configuração de “shunt”;
- erro na configuração de barramento.

4.2.1 Linha

Quatro situações podem ocorrer:

1. **Linha Não-Conectada/Conectada** : nesta situação o Configurador informa que a linha l_{km} não está conectada à rede quando, na realidade, ela está (fig. 4.1).

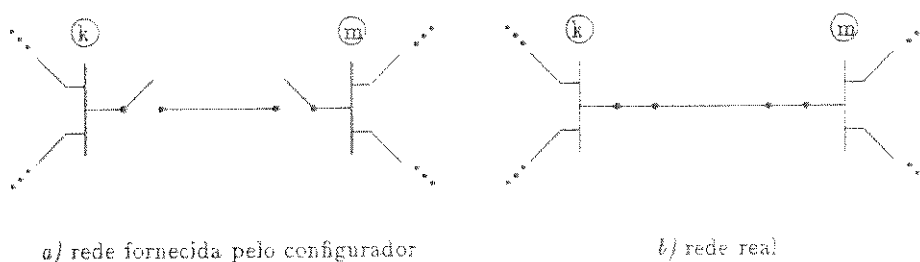


Figura 4.1: *Linha não-conectada/conectada*

2. **Linha Conectada/Não-Conectada** : esta é a situação inversa da anterior. O Configurador informa que a linha l_{km} está conectada à rede quando, na realidade, ela não está (fig. 4.2).

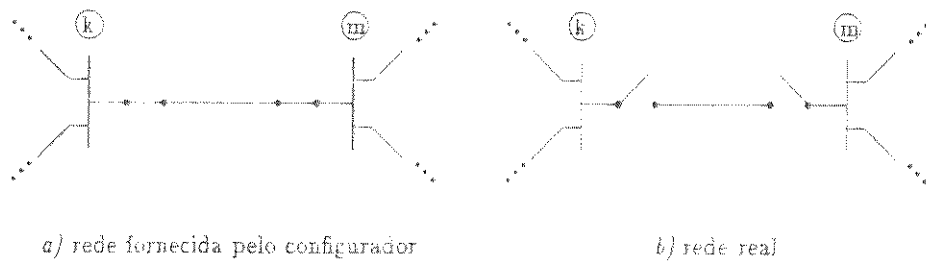


Figura 4.2: *Linha conectada/não-conectada*

3. **Terminação de Linha Não-Conectada/Conectada** : nesta situação o Configurador informa que um dos terminais da linha l_{km} , por exemplo terminal k , não está conectado à rede quando, na realidade, ele está (fig. 4.3).

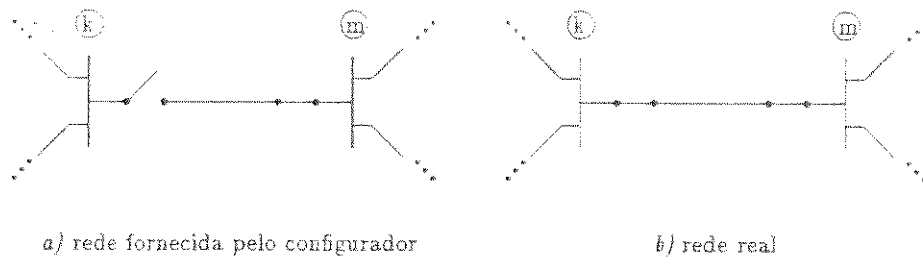


Figura 4.3: *Terminação de linha não-conectada/conectada*

4. **Terminação de Linha Conectada/Não-Conectada** : nesta situação o Configurador informa que um dos terminais da linha l_{km} , por

exemplo terminal k , está conectado à rede quando, na realidade, ele não está (fig. 4.4).

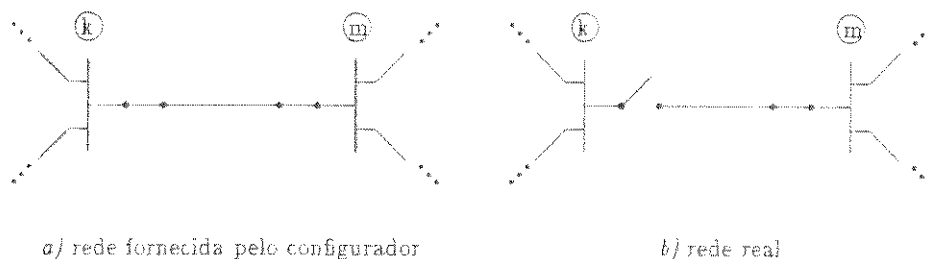


Figura 4.4: Terminação de linha conectada/não-conectada

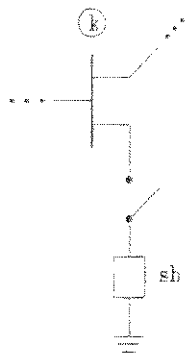
Note-se que se existirem medidores de fluxo de potência na linha l_{km} , então:

- na situação 1. as medidas correspondentes a esses medidores serão ignoradas, ou seja, não entrarão no processo de estimação;
- na situação 2. suas leituras serão iguais a zero ($P_{km} = -P_{mk} = 0, Q_{km} = -Q_{mk} = 0$);
- na situação 3. apenas os medidores do lado da barra k serão ignorados;
- na situação 4. as leituras serão $P_{km} = -P_{mk} = 0, Q_{km} = 0$ e $Q_{mk} \neq 0$.

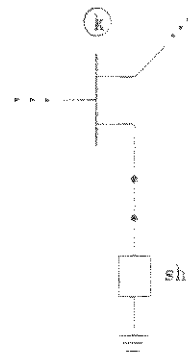
4.2.2 Elementos em Derivação (“Shunt”)

As situações que podem ocorrer são semelhantes às descritas anteriormente para as linhas, podendo o “shunt” ser capacitivo ou indutivo.

1. “Shunt” Não-Conectado/Conectado : (fig. 4.5)
2. “Shunt” Conectado/Não-Conectado : (fig. 4.6)

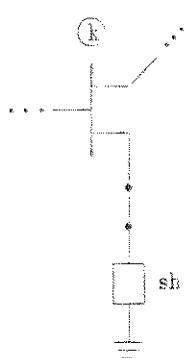


a) rede fornecida pelo configurador

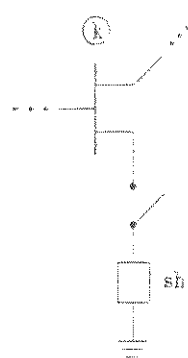


b) rede real

Figura 4.5: "Shunt" não-conectado/conectado



a) rede fornecida pelo configurador



b) rede real

Figura 4.6: "Shunt" conectado/não-conectado

4.2.3 Barramento

Várias situações de ET podem ser encontradas em barramento, dependendo do tipo da configuração do barramento (simples, seccionado, duplo, disjuntor e meio, anel, etc). Na figura 4.7 é apresentado um exemplo envolvendo um barramento simples seccionado.

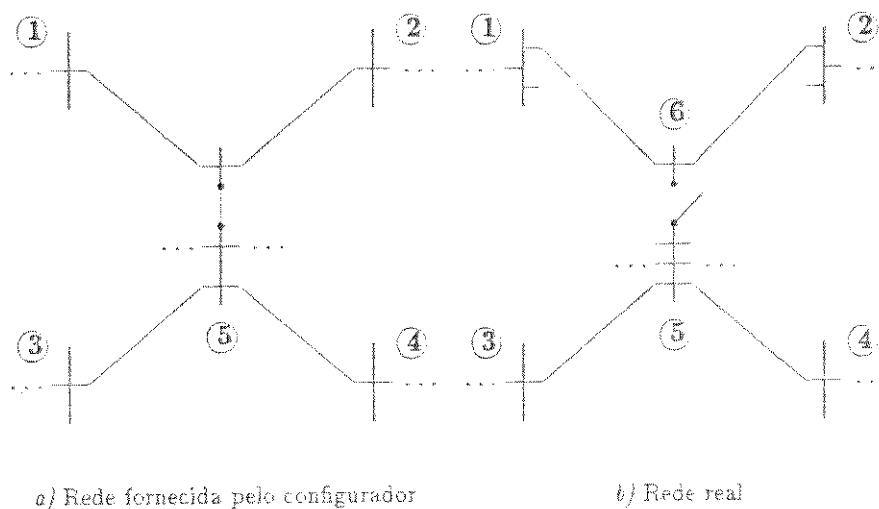


Figura 4.7: Configuração de Barramento

É importante observar que este tipo de erro topológico implica na inclusão ou exclusão de um nó no modelo. Em [20] um erro topológico dessa natureza é tratado como uma situação que envolve múltiplos erros topológicos de linhas.

4.3 Histórico

Faz-se a seguir um breve histórico dos principais trabalhos sobre detecção e identificação de ET através dos resultados da estimação de estado.

4.3.1 Lugtu & outros

Nesse trabalho [19], pela primeira vez, a possibilidade de existirem ET no modelo é considerada no processo de estimação. Para tanto, um algoritmo

de detecção e identificação de ET é agregado ao processo de estimação de estado.

O algoritmo apresentado considera apenas a existência de erros na configuração de linhas e baseia-se em uma extensa análise dos efeitos provocados por estes erros no processo de estimação de estado (método MQP). Algumas importantes observações, advindas dessa análise, são as que seguem:

- O estado estimado (magnitude e ângulo das tensões de barra) não é afetado por um erro topológico se:
 - a linha em questão não apresenta medidas de fluxo nem medidas de injeção em suas barras terminais, ou
 - se as medidas mencionadas acima, forem suprimidas do processo de estimação.

Isto acontece porque, em ambos os casos, os parâmetros do elemento em questão não são incluídos nas equações do algoritmo MQP.

- A consequência imediata de uma configuração de linha incorreta é a estimação errada das injeções nas barras terminais dessa linha. Se existirem medidores de injeção nas barras terminais da linha em questão, as medidas desses são as mais propensas a serem identificadas como contendo erros grosseiros, sendo portanto eliminadas. As demais medidas praticamente não são afetadas.
- Um importante corolário, derivado da observação anterior, é que, do ponto de vista dos erros topológicos, é aconselhável que se permita a prática da eliminação de medidas de injeção de *barras de injeção zero* (barras sem carga). Caso contrário, se existir um erro topológico nas imediações de tais barras, em vez de suprimir as medidas adequadas (desatrelando a linha das equações do estimador), o estimador é forçado a acomodar o erro nos valores estimados.

Nesse trabalho foram impostas duas restrições para a detecção/identificação de erros topológicos em linhas:

- existência de medidas de injeção nas barras terminais da linha em questão;
- as medidas de injeção nas barras terminais devem ser, no mínimo, detectáveis.

A seguir descreve-se o algoritmo proposto em [19].

Algoritmo :

1. Estimar o estado (incluindo Teste- r^N) ;
2. considerar uma linha ;
3.
 - se a linha não tiver medidas ou estiver desconectada, vá para 4.;
 - caso contrário vá para 8. ;
4.
 - se as medidas de injeção das barras terminais dessa linha foram suprimidas, vá para 5. ;
 - caso contrário vá para 8. ;
5. altere o status da linha e recalcule as injeções; vá para 6. ;
6.
 - se as injeções recalculadas passarem no Teste- r^N , vá para 7. ;
 - caso contrário vá para 8. ;
7. o novo "status" da linha está correto: corrija o modelo e atualize as injeções ;
8.
 - se houver mais linhas a serem processadas, vá para 2. ;
 - caso contrário, pare: programa terminado.

É importante observar que neste tipo de algoritmo não existe distinção entre as fases de detecção e identificação.

4.3.2 Wu & Lin

No trabalho proposto por Wu & Liu [20], o Teste- r^N para detecção e identificação de medidas com erros grosseiros na estimação de estado, é também utilizado para detecção de erros topológicos. Entretanto, considera-se que todas as medidas que contenham EG foram detectadas, identificadas e removidas. Três tipos de ET são considerados: linha, "shunt" e barramento.

É demonstrado nesse trabalho que em presença de erro topológico a esperança matemática e a covariância do vetor de resíduos valem, respectivamente,

$$\bar{r} = (I - HG^{-1}H'W)Bx = RW Bx \quad (4.1)$$

$$\text{cov}(r) = (I - HG^{-1}H'W)W^{-1} = R \quad (4.2)$$

onde B é a *Matriz Jacobiana de Erros Topológicos*. Comparando-se (4.1) com a equação (2.34) ($\bar{r} = 0$ para modelo sem erro topológico), pode-se observar que em presença de erro topológico $\bar{r} \neq 0$.

Considerando que p linhas, l_1, l_2, \dots, l_p , estão configuradas erroneamente, as linhas diferentes de zero da matriz B serão aquelas correspondentes às medidas relacionadas a l_1, l_2, \dots, l_p , ou seja, qualquer medida de fluxo e/ou injeção terminal de l_1, l_2, \dots, l_p . Por exemplo: considerando um estimador linearizado, para uma medida de fluxo relacionada a um erro topológico na linha l , com susceptância b , e que conecta as barras m e k , corresponderá a uma linha de B , tal como se segue:

$$\left[0 \quad \dots \quad -b_m \quad 0 \quad \dots \quad b_k \quad 0 \quad \dots \right]$$

Definindo-se o vetor "bias" como sendo

$$\xi = Bx$$

pode-se verificar que os elementos de ξ diferentes de zero, são na realidade, os fluxos, f , das linhas j , $j = 1, 2, \dots, p$, ou seja:

$$f_j = -b_j(x_m - x_k)$$

ou

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_p)'$$

Definindo-se agora, uma matriz L formada de 0's e 1's tal que, sendo a medida i o fluxo da barra m para a barra k e sendo l_j a linha que conecta as barras m e k , então o elemento (i, j) da matriz L vale 1. Se a medida de fluxo for da barra k para m , então o elemento (i, j) de L será -1. Os demais elementos serão iguais a zero. Definidos f e L , pode-se expressar ξ em termos de fluxos nas p linhas com erro topológico,

$$\xi = Bx = Lf \tag{4.3}$$

Detecção de Erro Topológico

A idéia de se utilizar o Teste- r^N para a detecção de erros topológicos baseia-se no fato de que sem erro topológico $\bar{r} = 0$ e com erro topológico $\bar{r} = RW Bx$.

Condição de detectabilidade: *Um erro topológico é detectável pelo Teste- r^N se e somente se $RWBx \neq 0$.*

A equação $\bar{r} = RW Bx \neq 0$, pode ser decomposta em duas condições: (i) $\xi = Bx \neq 0$ e (ii) $RW\xi \neq 0$. Matematicamente a condição (i) significa que x não pode pertencer ao espaço nulo da matriz B enquanto que a condição (ii) significa que ξ não pode pertencer ao espaço nulo de RW .

Identificação de Erro Topológico

Como o erro topológico que se quer identificar aparece em forma de fluxos nas linhas ($\xi = Lf$) é razoável considerar fatores de sensibilidade que relacionam r^N com os fluxos nas linhas. Sendo L^{exp} a expansão de L com colunas correspondentes a todas as linhas do modelo e f^{exp} a expansão de f tal que $f_k = 0$ para $k \neq l_1, l_2, \dots, l_p$, obtém-se

$$\bar{r}^N = V^{-1/2} RW L^{exp} f^{exp} \quad (4.4)$$

onde $V = \text{diag}\{R\}$. Finalmente define-se

$$S = V^{-1/2} RW L^{exp} \quad (4.5)$$

como sendo a Matriz de Sensibilidade entre os resíduos normalizados e os fluxos nas linhas, ou seja, o elemento (i, j) de S representa a sensibilidade de r_i^N em relação a uma variação no fluxo da linha j , ou seja

$$S_{i,j} = \Delta r_i^N / \Delta f_j \quad (4.6)$$

Se $S_{i,j} = 0$, então um erro topológico na linha j não afeta o resíduo normalizado da medida i . Uma outra maneira de analisar a equação (4.4) é que \bar{r}^N é uma combinação linear das colunas de S . Desde que $f_k = 0$ para $k \neq l_1, l_2, \dots, l_p$, então o vetor \bar{r}^N é uma combinação linear das colunas de S correspondentes às linhas que apresentam erro topológico, l_1, l_2, \dots, l_p . Portanto a matriz S pode auxiliar na identificação de ET. Entretanto, é importante salientar que (i) o conjunto de colunas cuja combinação linear resulta \bar{r}^N não é único e (ii) encontrar tal combinação linear não é uma tarefa fácil do ponto de vista numérico.

4.3.3 Clements & Davis

Clements & Davis propuseram em [21] um método para detecção de ET em redes elétricas baseado na interpretação geométrica dos resíduos das medidas causados por tais erros. Desenvolveu-se também nesse trabalho uma matriz, de cuja análise de colinearidade de suas colunas permite determinar à priori, se um erro topológico é detectável e identificável.

A equação (2.32), reescrita abaixo,

$$r = \Gamma w$$

mostra que em presença de uma única MEG o vetor r é colinear com uma das colunas de Γ , coluna esta que corresponde à medida com erro grosseiro. Esta idéia de colinearidade é explorada por Clements & Davis também no contexto dos ET.

Seja $f(x)$ um vetor de fluxos de potência nas linhas. Então a função não linear $h(\cdot)$ que aparece na equação (2.1) pode ser dada por

$$h(x) = Mf(x)$$

onde M é a *matriz incidência de medida-linha*.

Suponha que exista um erro $\Delta f(x) = \alpha f(x)$ nos fluxos das linhas devido a um erro topológico, ou seja,

$$f(x) = f_0(x) + \Delta f(x)$$

onde $f_0(x)$ é o vetor de fluxos para a configuração correta da rede. Raciocinando-se como no caso de medida com erro grosseiro, obtém-se, para o caso com erro topológico, uma equação análoga à equação (2.32)

$$r_{et} = \Gamma M \Delta f(x)$$

Esta equação relaciona o resíduo das medidas em presença de erro topológico com o erro no fluxo das linhas. Portanto, para um único erro topológico, uma das colunas de ΓM é colinear com r_{et} , sendo que tal coluna representa a linha com erro topológico. Consequentemente, pode-se dizer que: *um erro topológico em uma linha i é detectável se $\Gamma m_i \neq 0$ e identificável se Γm_i não for colinear com os vetores Γm_j , $j \neq i$.*

A análise de colinearidade pode ser feita calculando-se

$$\cos \Theta_j = \frac{m_j \Gamma r_{et}}{\|\Gamma m_j\| \|r_{et}\|}$$

onde $\|\cdot\|$ representa o comprimento euclidiano de um vetor. Logo, um erro topológico em uma linha i é detectável se $\cos \Theta_i = 1$ enquanto $\cos \Theta_j \leq 1$, $j \neq i$; e é identificável se $\cos \Theta_i = 1$ e $\cos \Theta_j < 1$, $j \neq i$.

4.3.4 Comentários

São feitos a seguir alguns comentários a respeito dos trabalhos apresentados nesta seção.

- O método proposto por Lugtu & outros é muito simples e de fácil implementação, pois aproveita os resultados do estimador de estado, requerendo um esforço computacional adicional muito pequeno.
- Os métodos propostos por Clements & Davis e Wu & Liu são semelhantes e estão relacionados a estudos de colinearidade. Porém encontrar qual dentre as colunas de ΓM ou RWL^{exp} é linearmente dependente do vetor de resíduos não é tarefa fácil do ponto de vista computacional. Este problema se agrava quando se considera (i) sistemas de grande porte ou (ii) a existência de múltiplos ET.
- Pensando-se em uma implementação em condições reais, os métodos de Clements & Davis e Wu & Liu não se apresentam muito favoráveis, pois, ao se incluírem erros aleatórios (erros que são intrínsecos ao processo de aquisição de dados) a colinearidade não é mais assegurada.
- Embora Clements & Davis tenham proposto simplificações em seu método para aplicações em sistemas de grande porte, tais aproximações não foram testadas e acredita-se que elas não diminuam consideravelmente o esforço computacional extra requerido pelo método.
- É certo que os ET têm grande influência sobre os resíduos de determinadas medidas. Sendo assim, questiona-se, no método proposto por Wu & Liu, o fato de se considerar que todas as medidas com erros grosseiros tenham sido eliminadas, para só então, se proceder a detecção e identificação de erros topológicos.

4.4 Melhorias no Método de Lugtu & Outros

O método proposto em [19] é simples e não apresenta nenhum empecilho para uma implementação “on-line”. Sendo assim, tentou-se melhorar sua performance estendendo-o para a detecção e identificação de outros tipos de erro topológico. Todas as afirmações e comentários feitos a seguir fundamentam-se em observações dos resultados obtidos pelo estimador de estado em presença de erro topológico.

Para a detecção/identificação de erros na configuração de linhas constatou-se que, havendo redundância suficiente para a identificação, é necessário que existam medidas de injeção em apenas uma das barras terminais da linha. Por exemplo: suponha um erro na configuração da linha l_{km} e que existam medidas de injeção, identificáveis, apenas na barra k ; neste caso, as medidas identificadas como suspeitas de possuírem erros grosseiros serão as medidas de injeção ativa P_k e reativa Q_k . É importante ressaltar que quando existirem medidas de injeção nos extremos da linha l_{km} as medidas identificadas como suspeitas de portarem erros grosseiros serão P_k e P_m (desde que exista redundância para tal). Ver Teste - IV.

Constatou-se que a detecção/identificação de erros na configuração de “shunts” de barra só é possível se existirem medidas de injeção na barra à qual o “shunt” está alocado, sendo Q_k a medida identificada como suspeita de possuir erro grosseiro. Porém, apenas esta condição não garante o sucesso da detecção/identificação. Pôde-se observar que, para este tipo de erro topológico, o sucesso da detecção/identificação depende da (i) redundância de informações na vizinhança da barra na qual o “shunt” está alocado e (ii) do valor do “shunt”. Ainda mais, em regiões com alto nível de redundância pode-se obter sucesso na detecção/identificação de erros de configuração para “shunts” de valores pequenos, enquanto que em regiões de baixo nível de redundância o sucesso só é alcançado para “shunts” de grandes valores. Ver Teste - VI.

Considerando que o Configurador ao receber a informação de que apenas um dos lados da linha está aberto, este configura o sistema como se a linha não estivesse conectada ao sistema, então a identificação de ET em terminação de linha passa a ser simplesmente um problema de identificação de ET em linha.

A identificação de ET em barramento, utilizando a metodologia proposta neste Capítulo, não apresentou bons resultados visto que envolve a inclusão ou exclusão de um nó no sistema, implicando muitas vezes em ilhamento de parte do sistema. Situação semelhante ocorre na identificação de ET em linhas de sistemas radiais.

4.4.1 Algoritmo

- i) Estime o estado (incluindo processamento de MEG através do Teste- r^n);
- ii) • obtenha uma lista Υ^0 contendo todas as medidas suspeitas de serem portadoras de erros grosseiros - medidas identificadas pelo

Teste- r^N durante execução do passo t);

- faça *limite superior* - ls igual ao número de medidas contidas em Υ^0 , ou seja, $ls = custo(\Upsilon^0)$;

iii) investigue em Υ^0 a possibilidade de existirem ET - tres hipóteses:

- hipótese I : existem em Υ^0 medidas de injeção ativa e reativa de uma mesma barra k (?);
- hipótese II : existem em Υ^0 medidas de injeção ativa correspondentes às barras nos extremos de uma linha l_{km} (?);
- hipótese III : existe em Υ^0 uma medida de injeção reativa correspondente a uma barra que possui "shunt" (?);

iv) se uma das hipóteses - I, II ou III - for confirmada, então:

- troque o "status" do elemento em questão;
- reestime o estado obtendo Υ^1 e $custo(\Upsilon^1)$;
- vá para v);

caso contrário, vá para vi);

v) se $custo(\Upsilon^1) < ls$, então:

- ET confirmado;
- atualize a configuração da rede;
- atualize a lista: $\Upsilon^0 = \Upsilon^1$;
- atualize o limite: $ls = custo(\Upsilon^1)$;

caso contrário, ET não confirmado; vá para iii);

vi) se foi realizado "backtracking" em Υ^0 , pare.

caso contrário realize "backtracking" obtendo *custo ótimo* - co e *solução ótima* - so ; vá para vii);

vii) se $co < ls$, então:

- atualize a lista: $\Upsilon^0 = so$;
- atualize o limite: $ls = co$;
- vá para iii);

caso contrário, pare.

4.4.2 Comentários

- O algoritmo descrito acima identifica simultaneamente medidas com erros grosseiros e erros topológicos.
- A simulação da retirada de uma linha l_{km} é realizada fazendo-se sua impedância série $z_{km} = 10^{20}$ e sua susceptância "shunt" $b_{km}^{sh} = 10^{-20}$.
- Note que antes de se realizar "backtracking" testa-se, primeiramente, a existência de ET. Tal procedimento tem por objetivo diminuir o tempo computacional dispendido na realização de "backtracking" pois, existindo ET e esses sendo identificados, após a atualização da configuração da rede e a reestimação do estado, o número de MEG diminui. Entretanto, cumpre ressaltar que, se for considerada a hipótese de existirem erros conformativos, deve-se realizar "backtracking" no passo i). Isso porque, erros conformativos podem fazer com que medidas de injeção relacionadas ao(s) extremo(s) de uma linha sejam identificadas incorretamente pelo Teste- r^N , "simulando" um ET.
- Se a possibilidade de ET for confirmada pela hipótese I, deve-se trocar o "status", uma a uma, de todas as linhas ligadas à barra k .
- Realizar "backtracking" - item vi) - significa desconfiar da solução fornecida pelo Teste- r^N , ou seja, declara-se como boas uma a uma, duas a duas, três a três, etc, as medidas suspeitas de conterem EG, fornecidas pelo Teste- r^N . Como dito no capítulo anterior, heurística N_T igual a 2 é suficiente.

Capítulo 5

Testes e Resultados

5.1 Considerações Iniciais

- Em todos os testes realizados neste Capítulo foram utilizados algoritmos não-lineares.
- Considera-se que as medidas de fluxo e de injeção são realizadas aos pares, ou seja, medidas ativas e reativas.
- Os testes são simulados para 50 diferentes conjuntos de erros aleatórios. Os erros aleatórios são considerados de média 0 (zero) e desvio padrão 1/30 pu para as medidas de potência ativa e reativa e de 1/300 pu para as medidas de tensão.
- Os limites de identificação foram tirados de [14].
- Em todos os testes a barra 1 é considerada como referência angular.
- Em todos os testes considerou-se $\mathcal{N}T = 2$.

5.2 Teste - I : Identificação de Erros Grosseiros

- Rede utilizada: 5-barras (ver figura 5.1).
- Objetivo: Comparar o desempenho do Teste- τ^N e da Busca na identificação de erros grosseiros conformativos ou não.

Conjunto de Medidas Avaliado

A figura 5.1 ilustra as medidas utilizadas na realização deste teste, tal como se segue:

medidas de fluxo ativo: $P_{1-2}, P_{2-1}, P_{1-3}, P_{3-1}, P_{3-2}, P_{2-4}, P_{4-5}$;

medidas de fluxo reativo: $Q_{1-2}, Q_{2-1}, Q_{1-3}, Q_{3-1}, Q_{3-2}, Q_{2-4}, Q_{4-5}$;

medidas de injeção ativa: P_1, P_2, P_3, P_4 ;

medidas de injeção reativa: Q_1, Q_2, Q_3, Q_4 ;

medidas de tensão: V_1, V_2, V_5 ;

Situação Simulada

- A medida #1 de fluxo ativo, P_{1-2} , possui EG no valor de -0.80 pu;
- A medida #2 de fluxo ativo, P_{2-1} , possui EG no valor de 0.80 pu;
- A medida #2 de injeção ativa, P_2 , possui EG no valor de 0.75 pu;
- a medida #3 de tensão, V_5 , possui EG no valor de 0.05 pu;

Resultados

Na tabela 5.1 é mostrada uma comparação do desempenho entre Teste- τ^N e a busca em árvore na identificação de medidas com EG conformativos ou não (* \rightarrow medidas nas quais foram incluídos erros grosseiros).

Comentários

- As medidas P_{1-2} , P_{2-1} e P_2 possuem EG conformativos.
- A medida V_5 possui um EG simples, não estando correlacionada com as demais medidas com erros grosseiros.
- Exceto na identificação do EG em V_5 , o Teste- τ^N apresenta um índice de falha de 100%.

medidas ativas	n.º de identificações		medidas reativas	n.º de identificações	
	Teste- r^N	Busca		Teste- r^N	Busca
* P_{1-2}	-	46	Q_{1-2}	1	-
* P_{2-1}	-	46	Q_{2-1}	-	-
P_{1-3}	50	4	Q_{1-3}	-	1
P_{3-1}	50	4	Q_{3-1}	-	-
P_{3-2}	1	-	Q_{3-2}	-	-
P_{2-4}	1	-	Q_{2-4}	-	-
P_{4-3}	30	-	Q_{4-3}	-	-
P_1	50	4	Q_1	-	-
* P_2	5	46	Q_2	-	-
P_3	5	-	Q_3	-	-
P_4	-	-	Q_4	-	-
-	-	-	V_1	18	-
-	-	-	V_2	10	-
-	-	-	* V_5	50	50

Tabela 5.1: Teste- r^N vs. Busca.

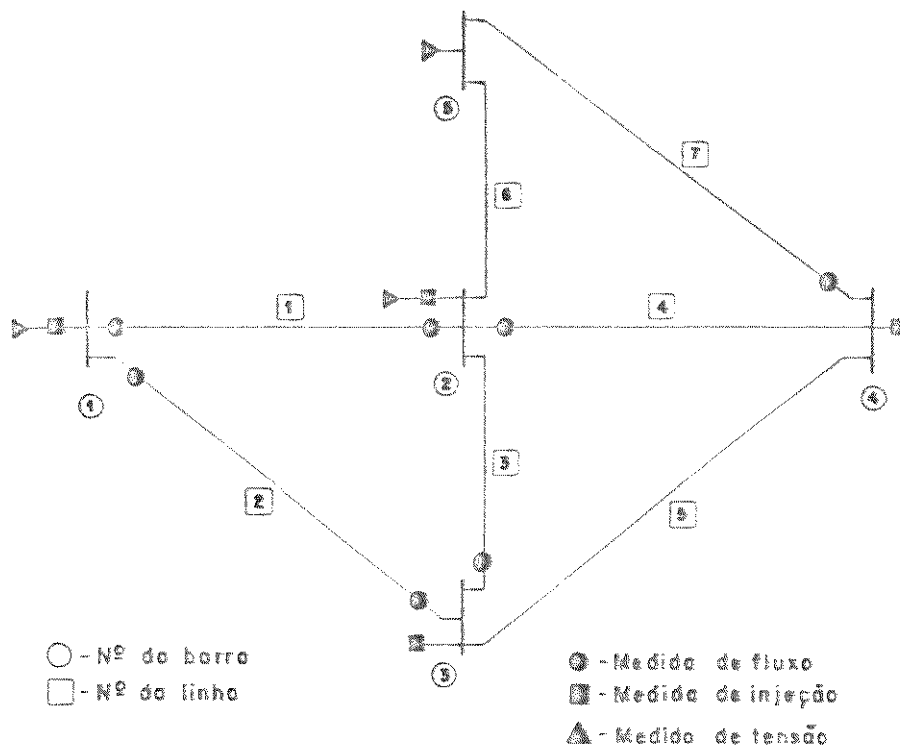


Figura 5.1: Sistema 5-barras: conjunto de medição do Teste - I.

- Para 92% dos casos o algoritmo de busca em árvore identifica como possuidoras de EG as medidas $V_5, P_{1-2}, P_{2-1}, P_2$, que são as medidas que realmente possuem EG. Isto comprova a eficiência deste método.

5.3 Teste - II : Remoção de Medidas pelo Lema de Inversão de Matrizes

- Rede utilizada: IEEE 30-barras.
- Objetivo: Comprovar a consistência da metodologia do Lema de Inversão de Matrizes quando aplicado a sistemas de equações não-lineares.

Conjunto de Medidas Avaliado

Considerou-se o conjunto de medição completo (ver figura 5.2), ou seja:

- 168 medidas de fluxo (P_{km} e Q_{km});
- 60 medidas de injeção (P_k e Q_k);
- 30 medidas de tensão (V_k).

Situação Simulada

Simulam-se EG em medidas que não possuem resíduos correlatos, com propósito de que todas essas MEG sejam identificadas corretamente.

- A medida #1 de fluxo ativo, P_{1-2} , possui EG no valor de -0,50 pu;
- A medida #50 de fluxo reativo, Q_{20-10} , possui EG no valor de 0,50 pu;
- A medida #15 de injeção ativa, P_{15} , possui EG no valor de 0,4 pu;
- A medida #28 de injeção reativa, Q_{28} , possui EG no valor de 0,6 pu;
- a medida #3 de tensão, V_3 , possui EG no valor de 0,05 pu.

Resultados

Após a identificação e eliminação das 5 MEG em ambos os métodos, os resultados (estado) obtidos estão mostrados na tabela 5.2.

Comentários

- Observar na tabela 5.2 que os resultados são praticamente os mesmos, com algumas pequenas diferenças devido a arredondamentos.

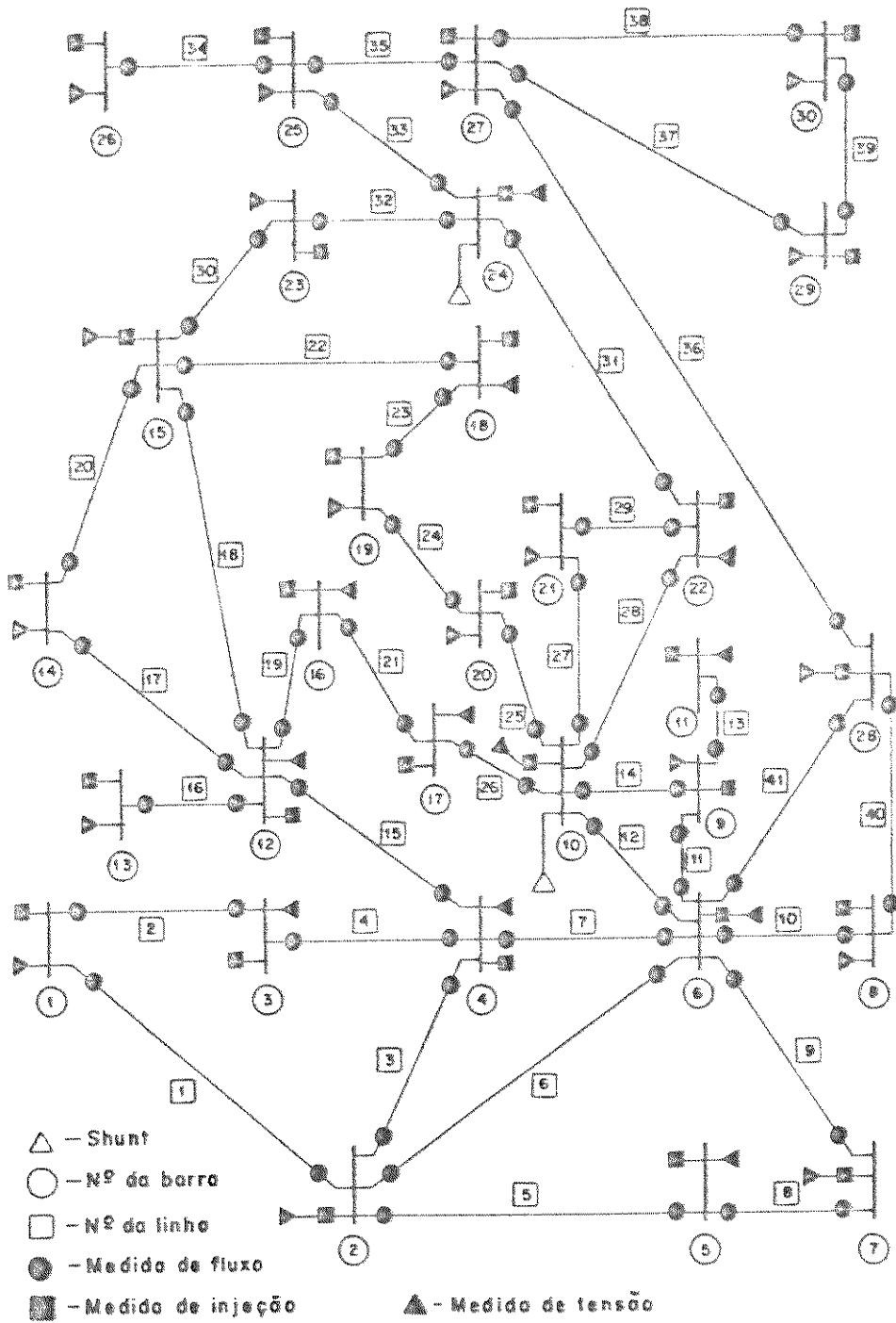


Figura 5.2: Sistema IEEE 30-barras: conjunto de medição completo.

n ^o da barra	reinvertendo G		Lema de Inversão	
	V (pu)	θ (graus)	V (pu)	θ (graus)
1	1.0584	0.00	1.0585	0.00
2	1.0431	-5.54	1.0432	-5.54
3	1.0259	-8.09	1.0259	-8.09
4	1.0192	-9.74	1.0192	-9.74
5	1.0069	-14.51	1.0070	-14.51
6	1.0135	-11.38	1.0135	-11.38
7	1.0038	-13.23	1.0038	-13.23
8	1.0087	-12.01	1.0088	-12.01
9	1.0386	-14.61	1.0387	-14.61
10	1.0281	-16.33	1.0281	-16.33
11	1.0814	-14.81	1.0814	-14.81
12	1.0347	-16.13	1.0347	-16.13
13	1.0722	-16.09	1.0722	-16.08
14	1.0220	-17.11	1.0220	-17.11
15	1.0151	-17.18	1.0151	-17.18
16	1.0241	-16.67	1.0241	-16.66
17	1.0210	-16.67	1.0210	-16.67
18	1.0050	-17.30	1.0050	-17.30
19	1.0025	-17.42	1.0025	-17.42
20	1.0082	-17.17	1.0082	-17.17
21	1.0155	-16.76	1.0156	-16.76
22	1.0159	-16.73	1.0159	-16.73
23	1.0032	-17.25	1.0032	-17.25
24	0.9990	-17.30	0.9990	-17.30
25	0.9906	-16.85	0.9906	-16.84
26	0.9741	-16.46	0.9741	-17.46
27	0.9915	-16.29	0.9915	-16.29
28	1.0073	-12.02	1.0072	-12.02
29	0.9770	-17.29	0.9770	-17.29
30	0.9646	-18.52	0.9646	-18.52

Tabela 5.2: Comparação de resultados obtidos invertendo a matriz ganho e utilizando o Lema de Inversão de Matrizes

5.4 Teste - III : Recalcular a Matriz R a Cada Medida Eliminada

- Objetivo: Mostrar a influência da atualização ou não da matriz covariância, R , após a eliminação do efeito de uma medida suspeita de possuir EG.

5.4.1 Caso I : Rede 3-barras

Conjunto de Medidas Avaliado

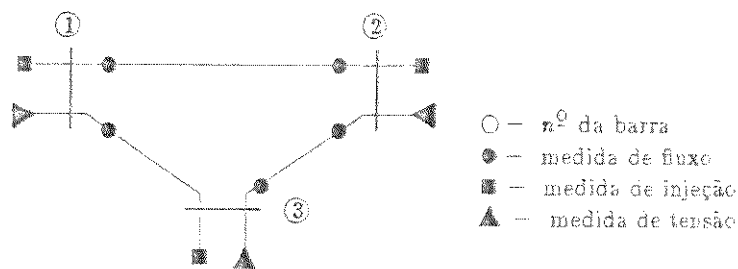


Figura 5.3: Sistema 3-barras: conjunto de medição do Teste-III, Caso I.

Situação Simulada

- A medida #2 de fluxo ativo, P_{2-1} , possui EG no valor de 0,50 pu;
- A medida #4 de fluxo ativo, P_{3-2} , possui EG no valor de 0,50 pu;
- A medida #2 de injeção ativa, P_2 , possui EG no valor de 0,60 pu;

Resultados

Os resultados estão apresentados nas figuras 5.4-a, 5.4-b e 5.4-c. Mostram-se as variâncias das medidas após a eliminação, uma a uma, das três medidas referidas anteriormente.

Observações :

- cov é o valor da covariância da medida multiplicado por 10^4 ;
- vp é a variação percentual da covariância com relação à situação anterior;

- vp^0 é a variação do valor da covariância com relação à situação inicial (conjunto de medição original).
- ver a evolução do conjunto de medição - parte ativa, nas figura 5.4-a, 5.4-b e 5.4-c.

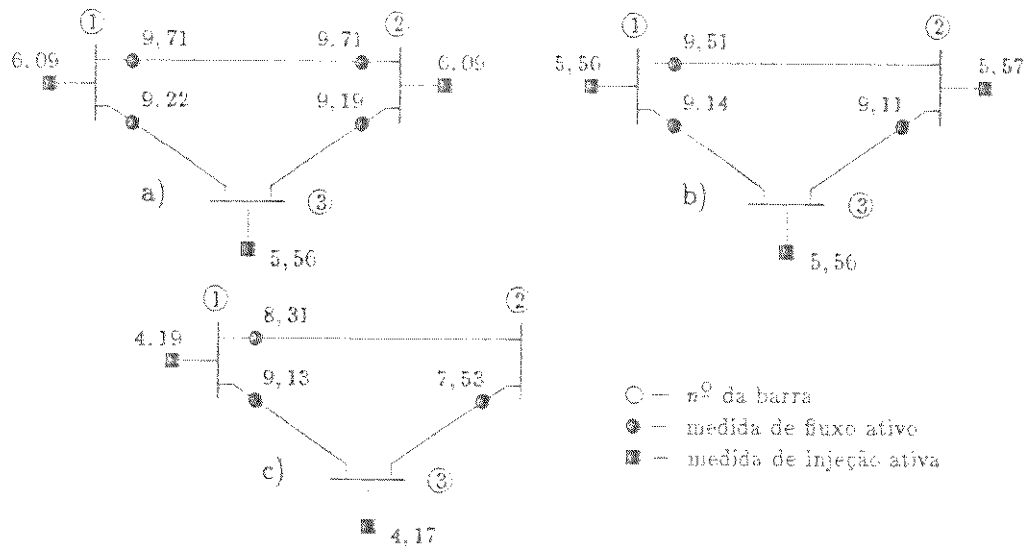


Figura 5.4: Sistema 3-barras: variação nos valores das variâncias quando se altera o conjunto de medidas

medida	conj. med.	eliminada			eliminadas			eliminadas		
	completo	med. P_{3-2}		med. P_{3-2} e P_{2-1}			med. P_{3-2} , P_{2-1} e P_2			
	cov^0	cov^1	vp^0	cov^2	vp	vp^0	cov^3	vp	vp^0	
P_{1-2}	9,76	9,71	0,51	9,51	2,06	2,56	8,31	12,62	14,86	
P_{2-1}	9,76	9,71	0,51	-	-	-	-	-	-	
P_{2-3}	9,47	9,19	2,96	9,11	0,87	3,80	7,53	17,34	20,49	
P_{3-2}	9,47	-	-	-	-	-	-	-	-	
P_{1-3}	9,27	9,22	0,54	9,14	0,87	1,40	9,13	0,11	1,51	
P_1	6,09	6,09	0,00	5,56	8,70	8,70	4,19	24,04	31,20	
P_2	6,68	6,09	8,83	5,57	8,54	16,62	-	-	-	
P_3	6,15	5,56	9,59	5,56	0,00	9,59	4,17	25,00	32,20	

Tabela 5.3: Sistema 3-barras: variação nos valores das variâncias quando se altera o conjunto de medidas

Comentários

- Na tabela 5.3 pode-se observar que as covariâncias diminuem quando as medidas vão sendo eliminadas, implicando significativas variações (vp^0) com relação aos valores iniciais.
- Fica claro que se houver um alto grau de correlação entre os resíduos das medidas, as variâncias, como era de se esperar, se alteram significativamente.
- Realizando-se o mesmo teste com EG em medidas reativas observou-se que as variações nas covariâncias foram menores. Isto se explica pelo fato de que para a parte reativa existem 3 medidas a mais que para a parte ativa - as medidas de tensões.

5.4.2 Caso II : Rede IEEE 30-barras

Conjunto de Medidas Avaliado

Ver figura 5.5.

Situação Simulada

- A medida #10 de fluxo ativo, P_{5-2} , possui EG no valor de 0,50 pu;
- A medida #2 de injeção ativa, P_2 , possui EG no valor de 0,50 pu;
- A medida #23 de injeção ativa, P_{30} , possui EG no valor de 0,50 pu;

Resultados

Os resultados deste teste estão apresentados na tabela 5.4.

Comentários

- As medidas P_{5-2} e P_2 estão localizadas em uma região com elevada redundância, enquanto a medida P_{30} está localizada em uma região de baixa redundância.
- Observar na tabela 5.4 a variação ocorrida no valor da covariância da medida P_{30-29} quando a medida P_{30} é eliminada. Fica assim comprovada a importância de se recalcularem a matriz R quando o efeito de uma medida é eliminado do conjunto de medidas avaliado pelo processo de estimação de estado, principalmente se a medida a ser eliminada possuir resíduos correlatos com outras medidas e estiver em uma região com baixa redundância no conjunto de medição.

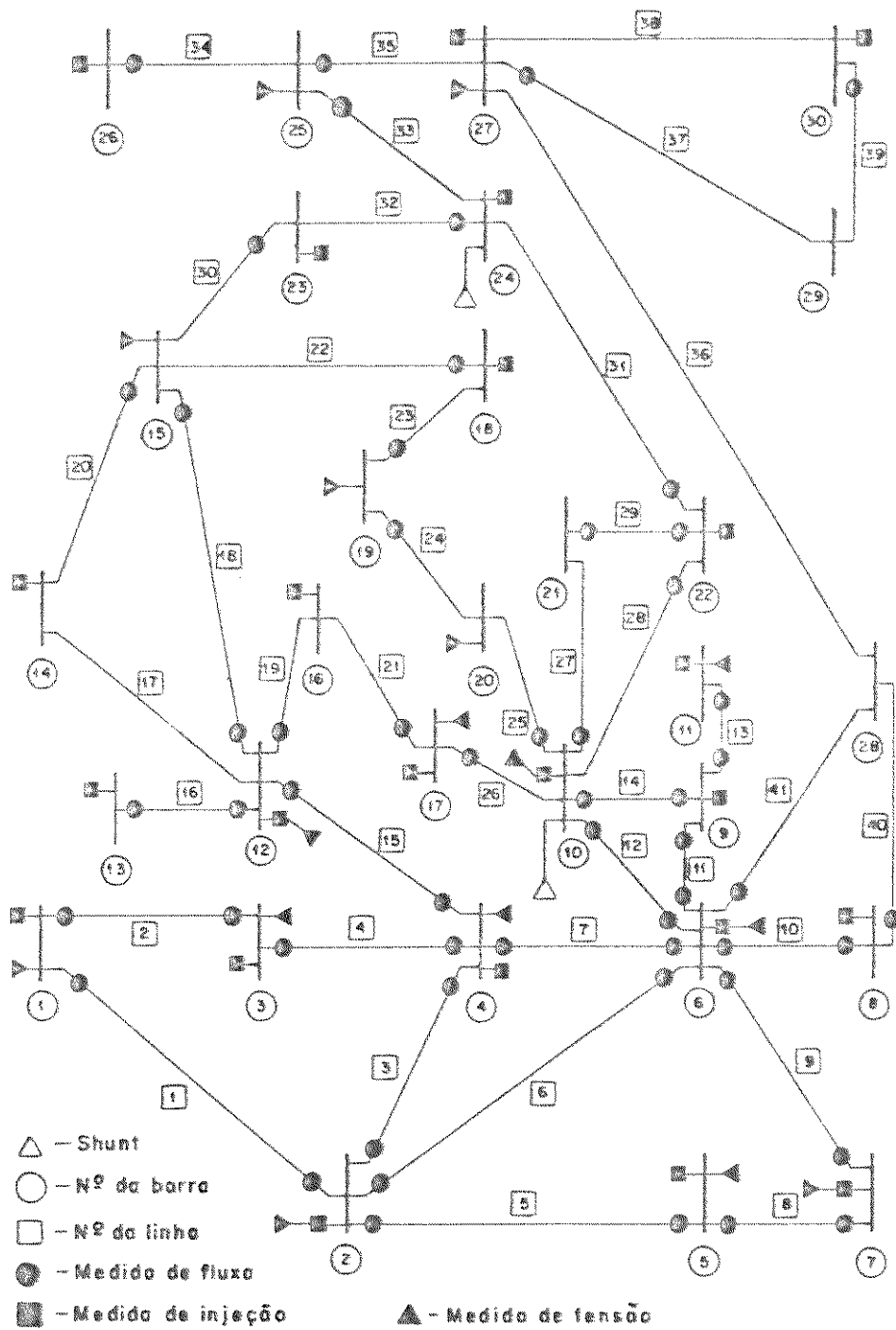


Figura 5.5: Sistema IEEE 90-barras: conjunto de medição do Teste-III, Caso II.

medida	medição	eliminada		eliminadas			eliminadas		
	completo	med. F_{i-2}		med. F_{i-2} e F_2			med. F_{i-2} , F_2 e F_{30}		
	cov^1	cov^1	vp^0	cov^2	vp	vp^0	cov^3	vp	vp^0
F_{1-2}	8,77	8,76	0,11	7,90	9,82	9,92	7,90	0	9,92
Q_{2-3}	8,91	8,91	0	8,91	0	0	8,91	0	0
F_{1-5}	10,16	10,15	0,10	9,95	1,97	2,07	9,95	0	2,07
F_{4-1}	10,39	10,38	0,10	9,79	5,68	5,77	9,79	0	5,77
F_{2-1}	9,90	9,76	1,41	9,15	6,25	7,58	9,15	0	7,58
Q_{2-5}	10,26	10,26	0	10,26	0	0	10,26	0	0
F_{6-10}	7,98	7,98	0	7,98	0	0	7,96	0,25	0,25
F_{27-28}	3,76	3,76	0	3,76	0	0	3,63	0	0
F_{30-28}	7,57	7,57	0	7,57	0	0	0,72	90,49	90,49
F_1	6,49	6,46	0,46	6,23	3,56	4,01	6,23	0	4,01
F_4	4,67	4,67	0	4,46	4,50	4,50	4,46	0	4,50
F_5	6,40	6,00	6,25	5,49	8,50	14,22	5,49	0	14,22
Q_3	7,40	7,40	0	7,40	0	0	7,40	0	0
F_{16}	4,68	4,68	0	4,68	0	0	4,68	0	0
F_{27}	1,82	1,82	0	1,82	0	0	1,59	12,64	12,64

Tabela 5.4: Sistema IEEE 30-barras: variação nos valores de covariância quando se altera o conjunto de medidas

5.5 Teste - IV : Erros Topológicos

- Rede utilizada: IEEE 14-barras.
- Objetivo: Mostrar o desempenho do algoritmo de identificação de ET desenvolvido no Capítulo 4.

Situação Simulada

- a) Simula-se um erro topológico na linha 1, l_{1-5} : linha não-conectada/conectada.
- b) Simula-se um erro topológico na linha 2, l_{1-2} : linha não-conectada/conectada.

Conjunto de Medidas Avaliado

Caso I - Alta redundância: Apenas as medidas de injeções na barra 2, P_2 e Q_2 , foram excluídas do conjunto completo de medição (figura 5.6), ou seja:

- 80 medidas de fluxo (P_{km} e Q_{km});
- 26 medidas de injeção (P_k e Q_k);
- 14 medidas de tensão (V_k).

Caso II - Baixa redundância: Neste caso as medidas consideradas foram:

medidas de fluxo ativo: P_{1-5} , P_{2-1} , P_{4-7} , P_{5-4} , P_{5-6} , P_{7-9} , P_{8-7} , P_{11-6} ,
 P_{13-6} ;

medidas de fluxo reativo: Q_{1-5} , Q_{2-1} , Q_{4-7} , Q_{5-4} , Q_{5-6} , Q_{7-9} , Q_{8-7} ,
 Q_{11-6} , Q_{13-6} ;

medidas de injeção ativa: P_1 , P_2 , P_3 , P_4 , P_5 , P_9 , P_{12} , P_{14} ;

medidas de injeção reativa: Q_1 , Q_2 , Q_3 , Q_4 , Q_5 , Q_9 , Q_{12} , Q_{14} ;

medida de tensão: V_1 .

Na figura 5.7 apresenta-se o sistema de medição deste teste.

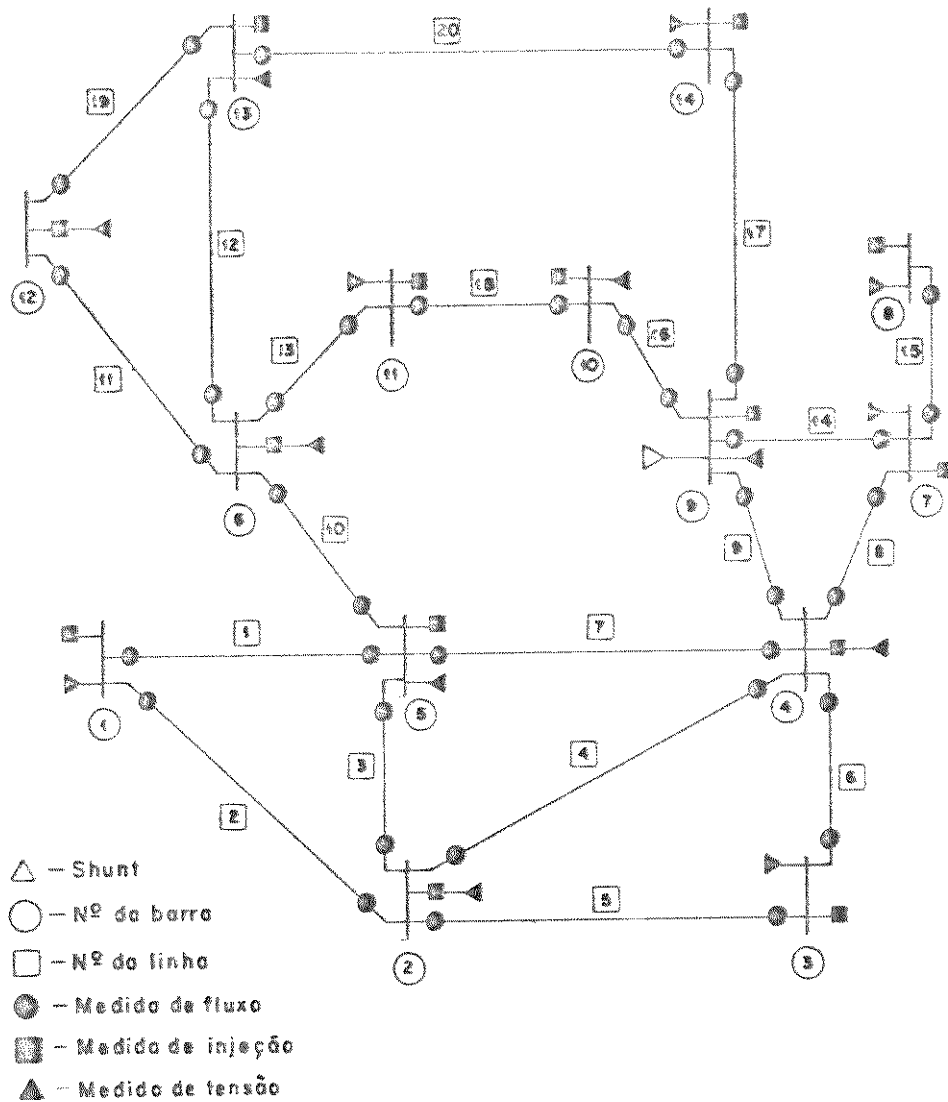


Figura 5.6: Sistema IEEE 14-barras: conjunto de medição completo.

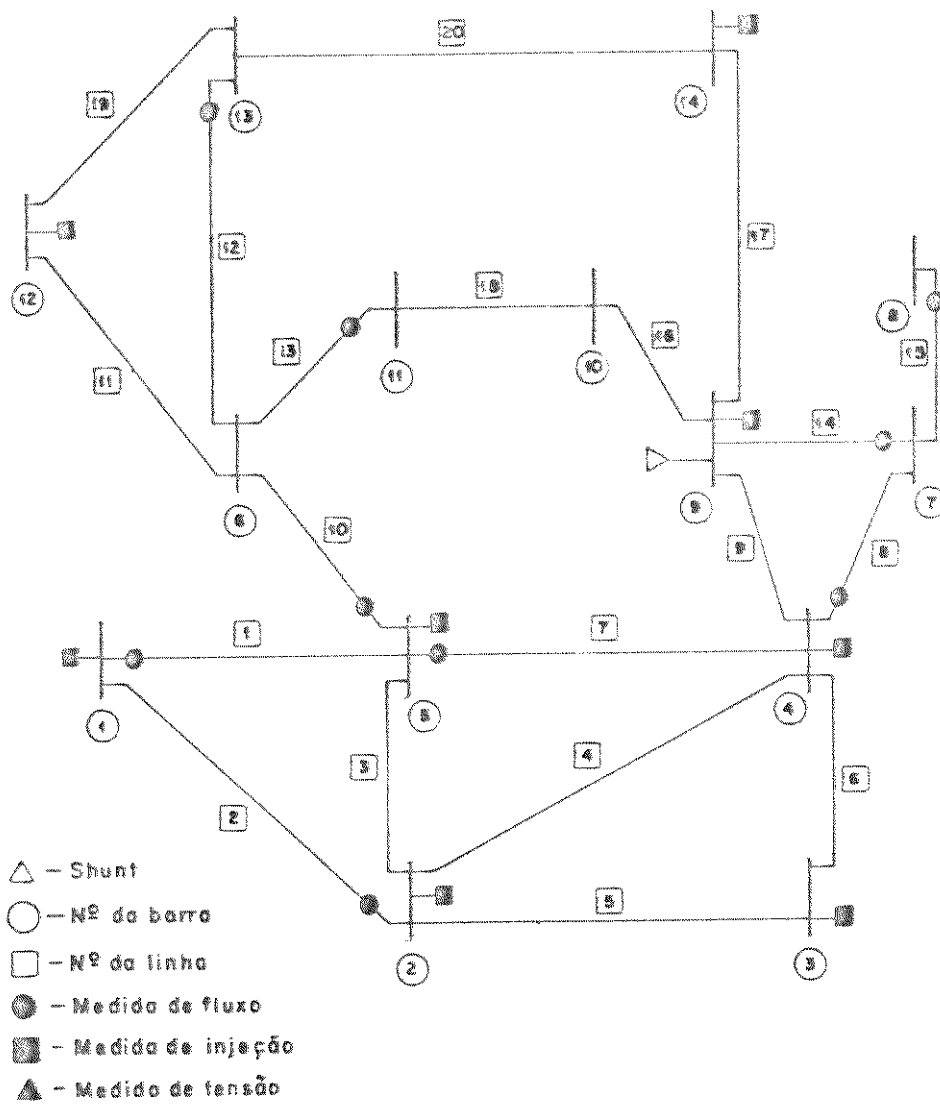


Figura 5.7: Sistema IEEE 14-barras: conjunto de medição do Teste-IV, Caso II: baixa redundância.

Resultados

- Caso I - Alta Redundância: No caso do ET na linha 1, obteve-se 100% de sucesso de identificação através da “hipótese I”, sendo que para o ET na linha 2, obteve-se 100% de sucesso de identificação através da “hipótese II”.
- Caso II - Baixa Redundância: Neste caso os sucessos de identificações de ET nas linhas 1 e 2 caíram respectivamente, para 6% - “hipótese I” e 16% - “hipótese II”.

Comentários

- No Caso I, as medidas de injeção da barra 2 foram propositalmente excluídas com o objetivo de mostrar a identificação de ETs através da “hipótese I”, quando se simula um ET na linha 2 (situação *b*). Nesse caso, as medidas identificadas como possuidoras de EG foram P_1 e Q_1 .
- Na situação *a*, Caso I, as medidas identificadas como possuidoras de EG foram P_1 e P_2 .
- No Caso II, situação *b*, 41 casos não apresentaram convergência.
- O Caso II é o mesmo teste apresentado em [21] onde se constatou, a priori, que apenas para a linha 3, l_{2-5} , seria possível a identificação de ET. Simulando-se um erro nessa linha, obteve-se sucesso na identificação em 82% dos casos. Para as demais linhas, os números de identificações corretas não passaram de 10%.

5.6 Teste - V : Mais de Um Erro Topológico

- Rede utilizada: IEEE 14-barras.
- Objetivo: Mostrar o desempenho do algoritmo quando existirem dois ou mais ETs na rede elétrica.

Conjunto de Medidas Avaliado

Considerou-se o conjunto de medição completo (figura 5.6), ou seja:

- 80 medidas de fluxo (P_{km} e Q_{km});
- 28 medidas de injeção (P_k e Q_k);
- 14 medidas de tensão (V_k).

Situação Simulada

- Simulou-se um erro topológico na linha 1, l_{1-5} (linha não-conectada/conectada) e na linha 21, l_{3-5} (linha conectada/não-conectada).

Resultados

Para o caso do ET na linha 1, obteve-se 100% de sucesso de identificação, enquanto para o ET na linha 21 o sucesso de identificação foi de 98%.

Comentários

- Note que, embora os dois ET estejam relacionados à barra 5, os resultados obtidos são muito bons.

5.7 Teste - VI : Erros Topológicos em “Shunts”

- Rede utilizada: IEEE 14-barras.
- Objetivo: Mostrar o desempenho do algoritmo na identificação de erros na configuração de “shunts” face a diferentes conjuntos de medição - redundâncias diferentes.

Conjunto de Medidas Avaliado

- a) Conjunto de medição completo, ver figura 5.6.
- b) Ver figura 5.8 e tabela 5.5

<i>tipo de med.</i>	<i>localização</i>
fluxo	9-4
	7-9
	10-9
	14-9
injeção	4
	14

Tabela 5.5: *Medidas ativas e reativas retiradas do conjunto de medição completo*

- c) Ver figura 5.9 e tabela 5.6.

Situação Simulada

- Simula-se um erro topológico no “shunt” ligado à barra 9 - “shunt” não-conectado/conectado.

Resultados

Os resultados estão apresentados na tabela 5.7.

Comentários

- Observe que à medida que a redundância nas imediações do “shunt” diminui, o sucesso na identificação de erro na configuração do mesmo, também diminui.

<i>tipo de med.</i>	<i>localização</i>
fluxo	4-9
	9-4
	7-9
	9-7
	10-9
	9-14
	14-9
injeção	4
	10
	14

Tabela 5.6: *Medidas ativas e relativas retiradas do conjunto de medição completo*

<i>situação simulada</i>	<i>n^o de identificações</i>
a	38
b	31
c	16

Tabela 5.7: *Sucessos na identificação de ET em “shunts” para tres níveis de redundância*

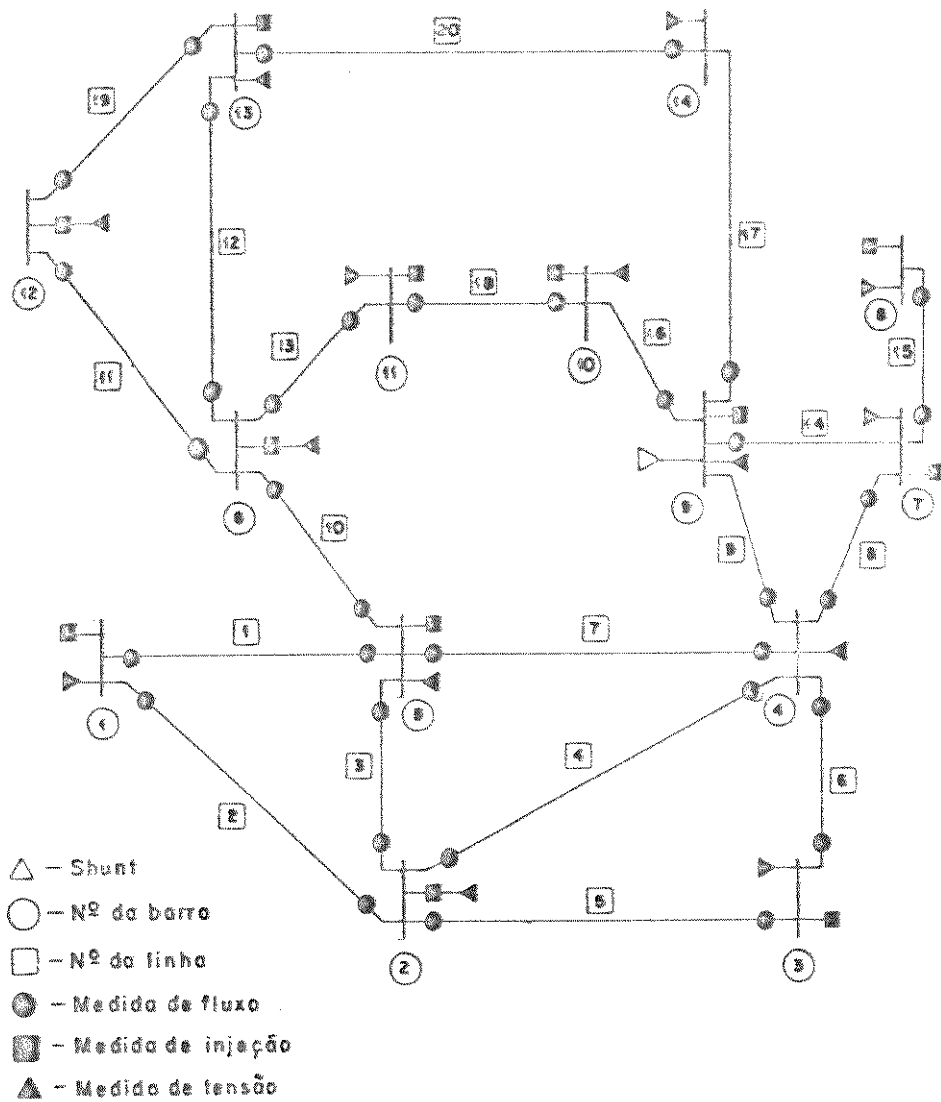


Figura 5.8: Sistema IEEE 14-barras: conjunto de medição do Teste - VI. caso a.

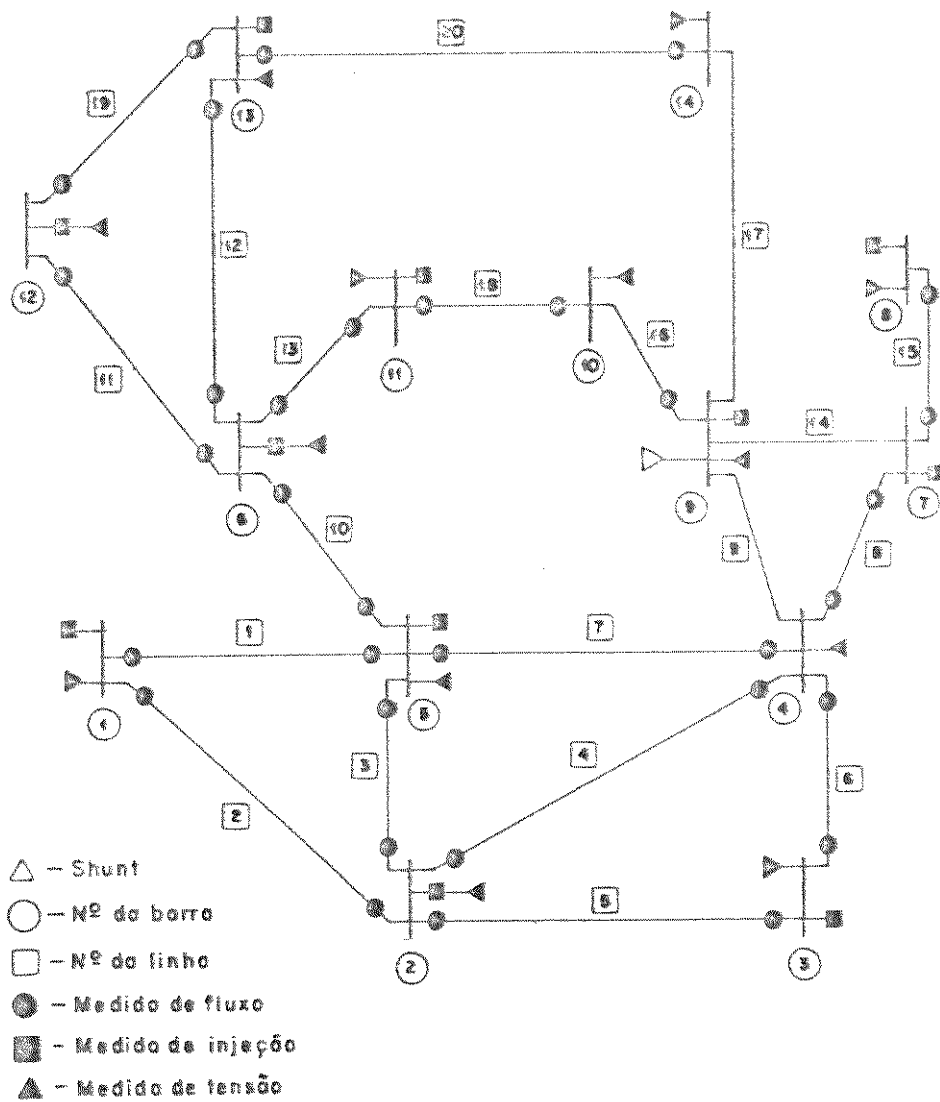


Figura 5.9: Sistema IEEE 14-barras: conjunto de medição do Teste - V1, caso b.

- Ressalta-se ainda que, a identificação de erros na configuração de “shunts” depende também, dos valores dos mesmos. Por exemplo: suponha que o “shunt” da barra 9 (19,0 MVar) esteja dividido em dois estágios (9,5 MVar cada) e que o erro na configuração seja apenas para um dos estágios. Neste caso, considerando o conjunto de medição completo (situação a), obtém-se sucesso na identificação desse erro apenas 5 vezes.

5.8 Teste - VII : Erros Topológicos e Erros de Medidas

- Rede utilizada: IEEE 14-barras.
- Objetivo: Mostrar o desempenho do algoritmo quando, na rede elétrica, existem ETs e EGs em medidas.

Conjunto de Medidas Avaliado

Considou-se o conjunto de medição completo, ou seja:

- 80 medidas de fluxo (P_{km} e Q_{km});
- 28 medidas de injeção (P_k e Q_k);
- 14 medidas de tensão (V_k).

Situação Simulada

- Simula-se um erro topológico na linha 7, l_{4-5} (linha não-conectada/conectada).
- A medida #12 de fluxo ativo, P_{4-3} , possui EG no valor de 0,50 pu;
- A medida #12 de fluxo reativo, Q_{4-3} , possui EG no valor de 0,60 pu;
- A medida #4 de injeção ativa, P_4 , possui EG no valor de 0,40 pu;
- A medida #5 de tensão, V_5 , possui EG no valor de 0,05 pu;

Resultados

Os resultados estão apresentados na tabela 5.8.

Comentários

- Considerando-se que a situação simulada é bastante severa, pois, os EGs ocorrem em medidas que se situam nas proximidades da linha com ET, pode-se dizer que os resultados obtidos foram satisfatórios.

<i>tipo de erro</i>		<i>n^o de identificações</i>
<i>topologia</i>	l_{4-5}	35
	P_{4-3}	50
	Q_{4-3}	50
	P_4	36
	V_5	50
<i>medida</i>	P_{4-2}	1
	P_{3-4}	1
	P_{4-7}	1
	P_{7-8}	1
	Q_{3-2}	2
	Q_{5-6}	1
	P_5	14
	V_{14}	1

Tabela 5.8: *Sucessos na identificação simultânea de MEG e ET*

Capítulo 6

Conclusões

Neste trabalho optou-se por realizar a identificação de medidas com erros de topologia através de análise dos resultados da estimação de estado/processamento de erros grosseiros. Nesta linha, os resultados fornecidos pelo processamento de erros grosseiros têm que ser muito confiáveis, o que levou a que a opção recaísse no processamento de erros grosseiros via teoria da decisão [17], que é o mais seguro método para tal fim.

Utilizou-se como heurística para a detecção/identificação de erros topológicos em linhas, uma análise do conjunto de medidas suspeitas de portarem erros grosseiros fornecido pelo Teste - r^N . Se nesse conjunto existirem (i) medidas de injeção ativa de barras que são os extremos de uma certa linha ou, (ii) medidas de injeção ativa e reativa de uma mesma barra, então será analisada a hipótese de existir um erro no “status” da linha/transformador.

Para a detecção/identificação de erros na configuração de “shunts” a heurística é a “verificação, entre as medidas identificadas pelo Teste- r^N , da existência de medidas de injeção reativa de barras que possuem “shunt”.

Detectando-se uma dessas situações acima, passa-se a suspeitar da existência de erros topológicos nos elementos relacionados a tal situação. A existência de erro topológico é confirmada se, após a mudança do “status” dos elementos em questão e reestimado o estado, o número de medidas suspeitas de portarem erros grosseiros, identificadas pelo Teste- r^N para esta nova configuração, for menor que o da configuração anterior.

Ressalte-se que, caso necessário, outras heurísticas podem ser facilmente incorporadas ao algoritmo, o que em última instância, pode resultar em um algoritmo com um conjunto de “regras”, para detecção/identificação de erros topológicos, dedicadas a atuarem em um sistema elétrico específico. Um exemplo, seria verificar a presença de medidas de injeção reativa e/ou

ativa e reativa de barras que são os extremos de uma determinada linha, para o caso de sistemas elétricos onde os valores dos fluxos reativos se aproximam dos valores dos fluxos ativos.

O fato de serem utilizados os resultados do estimador para a detecção/identificação de erros topológicos possibilitou o desenvolvimento de um algoritmo simples, que é capaz de identificar simultaneamente medidas com erros grosseiros e erros na topologia da rede, podendo ser utilizado para aplicações em tempo real.

Durante o desenvolvimento do trabalho, surgiram outras contribuições que podem ser creditadas a este trabalho. Uma delas é uma nova maneira de se encarar a recuperação de medidas através da utilização do Lema de Inversão de Matrizes. Por esse enfoque fica evidente a necessidade de se atualizar a matriz covariância dos resíduos de estimação em casos nos quais os erros grosseiros ocorrem em medidas com resíduos correlatos.

Num futuro imediato, enxerga-se a necessidade de implementar o algoritmo proposto em um programa que trate a resolução do sistema de equações explorando a esparsidade das matrizes envolvidas no processo. Nesse caso poderá ser realizada uma avaliação concreta do desempenho computacional dos métodos propostos nas seções 3.4 e 3.5. Também com relação à utilização de técnicas de esparsidade, propõem-se investigações no sentido de se obterem os coeficientes de correlação apenas das medidas identificadas pelo Teste- r^N . Tal procedimento poderá ser utilizado para minimizar o processo de busca em árvore.

Apêndice A

Eliminação do Efeito de Uma Medida no Processo de Estimação Estática de Estado

Neste Apêndice mostra-se que, para o caso de eliminação de uma medida a Recuperação de Medidas é equivalente à aplicação do Lema de Inversão de Matrizes para se obter a nova matriz ganho invertida, se a perturbarmos para “retirar” uma medida. Será utilizado o modelo linear para mostrar a equivalência entre os métodos.

A.1 Recuperação de Medidas [8]

O modelo linear para o estimador é dado por:

$$z = Hx + w$$

- O estado estimado (\hat{x}) é obtido por

$$\hat{x} = (H'WH)^{-1}H'Wz$$

ou

$$\hat{x} = G^{-1}H'Wz$$

- O resíduo de estimação r é:

$$r = z - H\hat{x} = z - HG^{-1}H'Wz$$

ou

$$r = [I - HG^{-1}H'W]z$$

ou, ainda, definindo a matriz $\Gamma \triangleq I - HG^{-1}H'W$ tem-se:

$$r = \Gamma z$$

Sendo a matriz covariância do resíduo $R \triangleq cov(r)$ dada por:

$$R = \Gamma W^{-1} \Gamma' = W^{-1} - HG^{-1}H'$$

Mostra-se que a diagonal da matriz covariância (R) é igual a

$$D_{j,j} = \sigma_j^2 - h_j G^{-1} h_j'$$

onde h_j representa a linha - j de H sendo, portanto, um vetor ($1 \times m$).

Finalmente, pode-se escrever o resíduo em função de W , R e de z :

$$r = RWz$$

- Recuperação: para eliminar o efeito da medida i , determinar o novo valor para a medida z_i tal que se for estimado o estado com este novo valor o resíduo obtido será nulo. Ou, dizendo de outra forma, determinar a perturbação Δz_i que corresponda a uma perturbação no resíduo igual a $\Delta r_i = -r_i$:

Mas

$$\Delta r = RW \Delta z$$

logo, como W é uma matriz diagonal, tem-se:

$$\Delta r_i = D_{i,i}(1/\sigma_i^2)\Delta z_i$$

Chamando o elemento da diagonal i de R de ρ_i^2 tem-se:

$$\Delta r_i = \rho_i^2(1/\sigma_i^2)\Delta z_i$$

Como $\Delta r_i = -r_i$ pode-se obter o valor de Δz_i :

$$\Delta z_i = -\frac{\sigma_i^2}{\rho_i^2}r_i$$

Assim, o novo valor da medida será:

$$z_i^{novo} = z_i + \Delta z_i$$

portanto

$$z_i^{novo} = z_i - \frac{\sigma_i^2}{\rho_i^2}r_i$$

- O novo estado obtido é:

$$\hat{z}^{(1)} = G^{-1}H'W(z + \Delta z)$$

com Δz tendo todas as componentes nulas, com exceção da componente i que vale Δz_i obtido anteriormente. Assim,

$$\hat{z}^{(1)} = G^{-1}H'Wz + G^{-1}H'W\Delta z$$

$$\hat{z}^{(1)} = \hat{z}^{(0)} + G^{-1}H'W\Delta z$$

$$\hat{z}^{(1)} = \hat{z}^{(0)} + G^{-1}h'_i(\Delta z_i/\sigma_i^2)$$

Como o resíduo r_i pode ser escrito como

$$r_i = z_i - h_i\hat{z}^{(0)}$$

tem-se para o novo estado

$$\hat{z}^{(1)} = \hat{z}^{(0)} - G^{-1}h'_i(z_i - h_i\hat{z}^{(0)})/\rho_i^2$$

A.2 Lema de Inversão de Matrizes

Será utilizado o mesmo modelo da recuperação de medidas. A eliminação da medida i será realizada fazendo com que sua ponderação seja nula (diagonal i da matriz W)

- O estado inicial, já dado anteriormente é:

$$\hat{x}^{(0)} = (G^0)^{-1} H^T W^0 z$$

Seja ΔW a perturbação em W :

$$\Delta W = \text{diag}(0, \dots, d_i, 0, \dots)$$

onde $d_i = -1/\sigma_i^2$, tal que $W = W^0 + \Delta W$ resulte em uma matriz com valor zero na diagonal i .

É fácil ver que a perturbação na matriz ganho G resultante da perturbação na matriz de ponderação é:

$$\Delta G = H^T \Delta W H$$

Porém, com ΔW dada anteriormente, pode-se obter:

$$\Delta G = h_i^T d_i h_i$$

com h_i já definida anteriormente.

- Pelo Lema de Inversão de Matrizes, a inversa da nova matriz ganho $G^1 = G^0 + h_i^T d_i h_i$ é dada por:

$$(G^1)^{-1} = (G^0)^{-1} - (G^0)^{-1} h_i^T [d_i^{-1} + h_i (G^0)^{-1} h_i^T]^{-1} h_i (G^0)^{-1}$$

Pode-se verificar que

$$[d_i^{-1} + h_i (G^0)^{-1} h_i^T] = -\rho_i^2$$

pois d_i^{-1} é igual a $-\sigma_i^2$.

O novo estado será

$$\hat{x}^{(1)} = (G^0 + \Delta G)^{-1} H'(W^0 + \Delta W)z$$

ou

$$\hat{x}^{(1)} = (G^0 + \Delta G)^{-1} (H'W^0 z + H'\Delta W z)$$

Mas $H'\Delta W z = -h'_i z_i / \sigma_i^2$

Substituindo a matriz ganho pela expressão dada pelo Lema de Inversão [18], e lembrando que $\hat{x}^{(0)} = (G^0)^{-1} H'W^0 z$ tem-se:

$$\hat{x}^{(1)} = \hat{x}^{(0)} - (G^0)^{-1} h'_i z_i / \sigma_i^2 - (G^0)^{-1} h'_i (1/\rho_i^2) h_i \hat{x}^{(0)} + (G^0)^{-1} h'_i (1/\rho_i^2) h_i (G^0)^{-1} h'_i z_i / \sigma_i^2$$

Manipulando-se esta expressão pode-se chegar a

$$\hat{x}^{(1)} = \hat{x}^{(0)} - (G^0)^{-1} h'_i [z_i / \sigma_i^2 - (1/\rho_i^2) h_i \hat{x}^{(0)} + (1/\rho_i^2) h_i (G^0)^{-1} h'_i z_i / \sigma_i^2]$$

ou

$$\hat{x}^{(1)} = \hat{x}^{(0)} - (G^0)^{-1} h'_i [- (1/\rho_i^2) h_i \hat{x}^{(0)} + \{1 + (1/\rho_i^2) h_i (G^0)^{-1} h'_i\} z_i / \sigma_i^2]$$

Como $\rho_i^2 + h_i (G^0)^{-1} h'_i = \sigma_i^2$ tem-se

$$\hat{x}^{(1)} = \hat{x}^{(0)} - (G^0)^{-1} h'_i [- (1/\rho_i^2) h_i \hat{x}^{(0)} + z_i / \rho_i^2]$$

ou, finalmente:

$$\hat{x}^{(1)} = \hat{x}^{(0)} - G^{-1} h'_i (z_i - h_i \hat{x}^{(0)}) / \rho_i^2$$

que é o mesmo resultado obtido pela Recuperação de Medidas.

Bibliografia

- [1] F. C. Schweppe e J. Wildes, *Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model*, IEEE Trans. on PAS, vol. 89, pp 120-125, January 1970.
- [2] F. C. Schweppe e D. B. Rom, *Power System Static-State Estimation, Part II: Approximate Model*, IEEE Trans. on PAS, vol. 89, pp 125-130, January 1970.
- [3] F. C. Schweppe, *Power System Static-State Estimation, Part III: Implementation*, IEEE Trans. on PAS, vol. 89, pp 130-135, January 1970.
- [4] F. C. Schweppe e E. J. Handschin, *Static State Estimation in Electric Power Systems*, Proc. IEEE, vol. 62, pp 972-983, July 1974.
- [5] A. Simões-Costa e V. H. Quintana, *An Orthogonal Row Processing Algorithm for Power System Sequential Estimation*, IEEE Trans. on PAS, vol. 100, pp 3791-3800, August 1981.
- [6] A. Monticelli, C. A. F. Murari e F. F. Wu, *A Hybrid State Estimator: Solving Normal Equations by Orthogonal Transformations*, IEEE Trans. on PAS, vol. 104, pp 3460-3468, December 1985.
- [7] D. M. Falcão, *Estimação e Previsão do Estado de Operação de Sistemas de Energia Elétrica Considerando a Dinâmica Lenta*, SBA: Controle e Automação, vol. 1, nº 2, pp 132-139.
- [8] A. Garcia, A. Monticelli e P. Abreu, *Fast Decoupled State Estimation and Bad Data Processing*, IEEE Trans. on PAS, vol. 98, pp 1645-1652, September 1979.
- [9] A. Monticelli e A. Garcia, *Reliable Bad Data Processing for Real-Time State Estimation*, IEEE Trans. on PAS, vol. 102, pp 1123-1129, May 1982.

- [10] J. J. Allemong, L. Radu e A. M. Sasson, *A Fast and Reliable State Estimation Algorithm for AEP's New Control Center*, IEEE Trans. on PAS, vol. 101, pp 932-944, April 1982.
- [11] B. Stott e O. Alsac, *Fast Decoupled Load Flow*, IEEE Trans. on PAS, vol.93, pp 859-869, May/June 1974.
- [12] A. Monticelli, A. Garcia e O. R. Saavedra, *Fast Decoupled Load Flow: Hypothesis, Derivations and Testing*, paper presented at the IEEE/PES 1989 Winter Meeting, New York, New York, January/February 1989.
- [13] A. Monticelli e A. Garcia, *Fast Decoupled State Estimators*, Proceedings of the IEEE PICA-89, Seattle, May 1989.
- [14] M. R. Tanaka, *Processamento de Erros Grosseiros na Estimaco Estática de Estado em Sistemas de Energia Elétrica*, Tese de Mestrado apresentada a FEC, UNICAMP (SP), Novembro 1985.
- [15] A. V. Garcia, *Estimaco Estática de Estado em Sistemas de Potência Utilizando Método Desacoplado*, Tese de Mestrado apresentada a FEC, UNICAMP (SP), Maio 1977.
- [16] T. C. Hu, *Combinatorial Algorithms*, Addison-Wesley Publishing Company, 1982.
- [17] F. F. Wu e A. Monticelli, *Decision Theory Approach to Identifying Bad Data in State Estimation for Power Systems*, Electric Power Research Institute and University of California at Berkeley, EL-4325, Research Project 1999-6, September 1986.
- [18] A. J. Monticelli, *Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica*, Edgard Blücher, 1983.
- [19] R. L. Lugtu, D. F. Hackett, K. C. Liu e D. D. Might, *Power System State Estimation: Detection of Topological Errors*, IEEE Trans. on PAS, vol. 99, pp 2406-2412, Novembro/Dezembro 1980.
- [20] F. F. Wu e W. E. Liu, *Detection of Topology Errors by State Estimation*, paper presented at the IEEE/PES 1988 Winter Meeting, New York, New York, January/February 1988.

- [21] K. A. Clements e P. W. Davis, *Detection and Identification of Topology Errors in Electric Power Systems*, paper presented at the IEEE/PES 1988 Winter Meeting, New York, New York, January/February 1988.