

MARIANA CARNEIRO DOS SANTOS

**MONITORAÇÃO EM TEMPO REAL DA GERAÇÃO
DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO**

FLORIANÓPOLIS

2006

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**MONITORAÇÃO EM TEMPO REAL DA GERAÇÃO
DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO**

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica

MARIANA CARNEIRO DOS SANTOS

Florianópolis, Julho de 2006

MONITORAÇÃO EM TEMPO REAL DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Mariana Carneiro dos Santos

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Sistemas de Energia Elétrica* e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.’

Prof. Antônio José Alves Simões Costa, Ph.D.

Orientador

Prof. Nelson Sadowski, Dr.

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

Prof. Antônio José Alves Simões Costa, Ph.D.

Prof. Hans Helmut Zürn, Ph.D.

Prof. Jorge Coelho, D.Sc.

Prof^a. Elizete Maria Lourenço, Dra.

*Aos meus queridos irmãos
Liliane, Eduardo e Guilherme
por todas as nossas conquistas
e momentos alegres que passamos
e iremos passar juntos.*

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Antônio Simões Costa que, desde o período de minha graduação, sempre me incentivou e que por meio de sua valiosa orientação me ofereceu condições para concluir esta dissertação.

A todos os professores deste curso de Mestrado em Engenharia Elétrica, que me proporcionaram o conhecimento necessário para a conclusão deste trabalho, em especial aos professores Hans Helmut Zürn, Ildemar Decker e Roberto Salgado.

A todos os professores do departamento de Engenharia Elétrica desta Universidade, que me ofereceram uma boa formação para que eu pudesse realizar este sonho.

À minha mãe Olga, pelo amor e pela grande dedicação durante toda a sua vida para me propiciar uma educação excelente, e também pela sua influência positiva na escolha de minha profissão.

Ao meu querido padraсто Eduardo, que sempre se preocupou com a minha educação e me incentivou a seguir esta carreira.

Ao meu companheiro e amigo de todas as horas, Carlos Eduardo, por seu amor, carinho e paciência durante estes quase dois anos que estamos juntos.

Aos meus tios, Arnaldo e Denise, que durante toda a minha vida estiveram ao meu lado prezando pela minha saúde e educação.

A todos os meus familiares, em especial meus avós, Dulfe, Dulce e Haydée, meu pai José Luiz e Patrícia, que sempre torceram pelo meu sucesso.

Ao Laboratório de Sistemas de Potência (LABSPOT), pelo apoio técnico e infraestrutura.

À minha grande amiga Raquel, com quem eu compartilhei grande parte desta jornada.

A todos os amigos e colegas do LABSPOT, pelos diversos momentos em que passamos juntos.

A todos os colegas da Tractebel Energia, em especial ao meu gerente Sérgio Roberto Maes, que sempre me deu apoio e flexibilidade para que eu pudesse concluir este trabalho.

Ao CNPq, pelo incentivo financeiro no desenvolvimento de minha pesquisa, durante o primeiro ano do curso de Mestrado em Engenharia Elétrica.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

MONITORAÇÃO EM TEMPO REAL DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Mariana Carneiro dos Santos

Julho/2006

Orientador: Antônio José Alves Simões Costa, Ph.D.

Área de Concentração: Sistemas de Potência.

Palavras-chave: Geração Distribuída, Estimação de Estados, Teste de Hipóteses, Sistemas de Distribuição.

Número de Páginas: 84.

Este trabalho introduz uma metodologia para monitoração em tempo real da Geração Distribuída em sistemas de distribuição, baseada no uso da ferramenta Estimação de Estados, largamente aplicada a sistemas de transmissão e em testes estatísticos de hipóteses. O método proposto permite identificar se os níveis de Geração Distribuída em pontos do sistema são consistentes com os valores esperados pelo operador. Caso isso não se verifique, são fornecidas estimativas de potência gerada nas fontes de geração distribuída a partir das medições efetuadas ao longo dos alimentadores.

Diferentemente do que ocorre nas aplicações em sistemas de transmissão, a redundância de medidas disponíveis para o estimador de estados em sistemas de distribuição é geralmente reduzida. Este trabalho indica como informações adicionais sobre variáveis do sistema, denominadas *pseudomedidas* e informações *a priori* sobre as variáveis a serem estimadas podem ser utilizadas em conjunto com o plano de medição de tempo real para assegurar um bom desempenho do estimador.

Resultados de simulações envolvendo um sistema de distribuição-teste do IEEE e alimentadores reais de uma concessionária de distribuição atestam o bom desempenho da metodologia proposta e são descritos e discutidos em detalhes nesta dissertação.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

REAL-TIME MONITORING OF DISTRIBUTED GENERATION IN DISTRIBUTION SYSTEMS

Mariana Carneiro dos Santos

2006/July

Advisor: Antônio José Alves Simões Costa, Ph.D.

Area of Concentration: Power Systems.

Keywords: Distributed Generation, State Estimation, Hypothesis Testing, Distribution Systems.

Number of Pages: 84.

This work introduces a methodology for real-time monitoring of Distributed Generation in distribution networks based on tools derived from Power System State Estimation and statistical hypothesis testing. By using the proposed method, the distribution system operator is able to identify whether current distributed generation levels are consistent with assumed or reported values. If inconsistencies are detected, the method can provide estimates for the power outputs of the distributed generation sources by processing the available measurements taken on the distribution feeders.

Unlike state estimation applications at the transmission level, however, measurement redundancy for distribution networks is usually low. To make up for that, this work shows how additional information on system quantities, known as pseudo-measurements, along with available a priori state information, can be used to supplement the distribution system metering scheme in order to ensure good performance of the state estimator.

Several simulations conducted with IEEE test feeders and a realistic Southern Brazil utility's distribution network are used to validate the performance of the proposed method, as described in detail in this dissertation.

Sumário

Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xi
1 Introdução	1
1.1 Introdução	1
1.2 Revisão Bibliográfica.....	3
1.2.1 Geração Distribuída.....	3
1.2.2 Estimação de Estados em Sistemas de Distribuição.....	4
1.2.3 Testes de Hipóteses	5
1.3 Contribuições deste Trabalho.....	5
1.4 Estrutura da Dissertação.....	6
2 Alguns Aspectos da Geração Distribuída	8
2.1 Introdução	8
2.2 Impacto de Geração Distribuída em Sistemas de Distribuição	8
2.3 Vantagens e Desafios da Geração Distribuída.....	10
2.4 Algumas Tecnologias utilizadas como Fontes de GD	11
2.5 Conclusão.....	12
3 Estimação de Estados para Sistemas de Distribuição	13
3.1 Introdução	13
3.2 Uso de Pseudomedidas em Sistemas de Distribuição	14
3.3 Medidas de Corrente	14
3.4 Uso de Informações a Priori.....	15
3.5 Estimação de Estados para Sistemas de Distribuição	17
3.5.1 Restrições Estruturais	18
3.5.2 Restrições Operacionais	18
3.5.3 Modelagem das Medidas em Tempo Real	19

3.5.4	Formulação da Estimação de Estados Restrita.....	20
3.6	Conclusão.....	24
4	Testes de Hipóteses	26
4.1	Introdução	26
4.2	Multiplicadores de Lagrange Normalizados	27
4.3	Definição das Hipóteses.....	30
4.4	Testes de Hipóteses via Teorema de Bayes	33
4.5	Aspectos Computacionais	37
4.5.1	Cálculo do determinante $ \Omega_i $	37
4.5.2	Cálculo do expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$	40
4.5.3	Identificação de \mathcal{H}_i para valores elevados do expoente de $f_{mod}(z \mathcal{H}_i)$	42
4.6	Algoritmo.....	44
4.7	Conclusão.....	49
5	Simulações e Resultados.....	50
5.1	Introdução	50
5.2	Sistema IEEE: 34 Barras.....	51
5.2.1	Caso 1: Sistema com 4 fontes ativas de GD.....	52
5.2.2	Caso 2: Sistema com 2 fontes ativas de GD.....	55
5.2.3	Caso 3: Sistema sem fontes ativas de GD	57
5.3	Sistema Real: 47 Barras	60
5.3.1	Caso 1: Sistema com 3 fontes ativas de GD.....	62
5.3.2	Caso 2: Sistema com 2 fontes ativas de GD.....	64
5.4	Conclusão.....	67
6	Conclusões	68
6.1	Conclusões Finais	68
6.2	Sugestões para Futuros Trabalhos.....	70
7	Referências Bibliográficas.....	71

Lista de Figuras

Figura 2.1: Exemplo dos fluxos em um alimentador radial.....	9
Figura 2.2: Exemplo dos fluxos em um alimentador radial com uma fonte de GD	9
Figura 4.1: Fluxograma simplificado do algoritmo proposto	48
Figura 5.1: Diagrama do Sistema do IEEE de 34 barras	51
Figura 5.2: Fluxos com sentidos alterados devido à injeção de GD (Caso 1)	54
Figura 5.3: Fluxo com sentido alterado devido à injeção de GD (Caso 2).....	57
Figura 5.4: Perfil de tensão para os três casos estudados	60
Figura 5.5: Diagrama do Sistema Real de 47 barras.....	61
Figura 5.6: Fluxos com sentidos alterados devido à injeção de GD (Caso 1)	64

Lista de Tabelas

Tabela 4.1: Termos da equação de densidade de probabilidade.....	35
Tabela 5.1: Sistema 34 barras - Plano de Medição.....	52
Tabela 5.2: Sistema 34 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 1).....	53
Tabela 5.3: Sistema 34 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 1)	53
Tabela 5.4: Sistema 34 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 1)	54
Tabela 5.5: Sistema 34 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 2).....	55
Tabela 5.6: Sistema 34 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 2)	55
Tabela 5.7: Sistema 34 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 2)	56
Tabela 5.8: Sistema 34 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 3).....	57
Tabela 5.9: Sistema 34 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 3)	58
Tabela 5.10: Sistema 34 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 3)	58
Tabela 5.11: Sistema 34 barras - Comparação dos fluxos entre os três casos estudados	59
Tabela 5.12: Sistema 47 barras - Plano de Medição.....	61
Tabela 5.13: Sistema 47 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 1).....	62
Tabela 5.14: Sistema 47 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 1)	63
Tabela 5.15: Sistema 47 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 1)	63
Tabela 5.16: Sistema 47 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 2).....	64
Tabela 5.17: Sistema 47 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 2)	65
Tabela 5.18: Sistema 47 barras - Valores de α_i para cada hipótese alternativa H_i (Caso 2) 66	
Tabela 5.19: Sistema 47 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 2)	66

Capítulo 1

Introdução

1.1 Introdução

A disseminação de fontes de Geração Distribuída (GD) conectadas a redes de subtransmissão e distribuição é um fenômeno mundial, que já há alguns anos se faz presente também no Brasil [1]. É motivada pelo estímulo concedido pelos novos modelos reestruturados dos setores elétricos às figuras do Produtor Independente e Auto-Produtor de energia, bem como pelo fato de que as fontes de GD, dada a sua proximidade dos centros de consumo, evitam os efeitos negativos da dependência da geração centralizada e os altos custos da transmissão e expansão da rede elétrica.

Com o novo modelo competitivo do setor elétrico, auto-produtores se sentem incentivados a suprir parcial ou totalmente sua carga, podendo vender o excesso de energia gerada para as concessionárias. Além disso, é cada vez maior a participação de produtores independentes no mercado de energia elétrica. Estas contribuições se configuram como fontes de GD.

Na prática, não é incomum se verificar situações em que o ciclo de operação das fontes de GD é definido pelos próprios agentes geradores, provocando novos desafios para o operador do sistema de distribuição, encarregado de zelar pela segurança e confiabilidade da operação. Surge portanto a necessidade de que este operador conte com o apoio de ferramentas confiáveis para monitorar a operação das fontes de GD no sistema sob sua responsabilidade.

A proposta deste trabalho é apresentar uma metodologia para monitoração em tempo real da Geração Distribuída em sistemas de distribuição, através do uso da

ferramenta Estimação de Estados, de uso corrente em sistemas de transmissão de energia elétrica.

Através de um estimador de estados que processa medidas realizadas ao longo do alimentador, é possível determinar os valores das tensões complexas (denominadas *variáveis de estado*) em todos os pontos de carga do sistema. Com isso, é possível determinar todas as variáveis necessárias para a análise e monitoração da segurança do sistema.

A utilização desta ferramenta para sistemas de distribuição, entretanto, requer algumas adaptações, sobretudo para fazer frente à baixa redundância de medidas em relação ao normalmente disponível em redes de transmissão. Na prática, grande parte dos alimentadores não é suficientemente monitorada para aplicações em tempo real. Nas condições de operação convencionais, este fato não chega a por em risco a segurança da operação, dada à configuração radial típica dos alimentadores e o fato do fluxo de potência ser, em geral, unidirecional, isto é, a potência ativa flui desde a subestação até as cargas, ao longo do alimentador. A inserção de fontes de Geração Distribuída, porém, cria condições para alterações no sentido dos fluxos, gerando novas situações de risco para a operação do sistema.

Neste trabalho, será suposto que um número limitado de medidas realizadas sobre o alimentador é adquirido em tempo real e estão disponíveis ao estimador de estados. Adicionalmente, supõe-se que outras informações sobre a condição corrente de operação, oriundas, por exemplo, de estudos de previsão de carga, etc., podem ser caracterizadas como *pseudomedidas* a serem igualmente disponibilizadas para processamento pelo estimador [2], [3].

Os resultados fornecidos pelo estimador de estados dependem da consistência das informações sobre as potências geradas pelas fontes de GD. Na ausência de um conhecimento preciso sobre estas informações, consideram-se neste trabalho as várias hipóteses resultantes das combinações das fontes de GD desconhecidas. Em seguida, é realizada uma análise estatística baseada em Testes de Hipóteses para identificar qual das hipóteses é melhor respaldada pelas medidas e pseudomedidas processadas pelo estimador.

Abordagens similares têm sido utilizadas em estudos de identificação de erros de topologia em redes de transmissão via processamento do *status* de chaves e disjuntores [4] e também na identificação de transações bilaterais não-reveladas que podem afetar a área de controle de um Operador Independente do Sistema [5]. Em ambos os casos, a técnica

baseada nos testes de hipóteses apresenta resultados conclusivos e importantes para a operação de sistemas elétricos de potência.

1.2 Revisão Bibliográfica

Nesta seção será realizada uma breve revisão bibliográfica sobre três temas que estão diretamente relacionados a este trabalho: Geração Distribuída, Estimação de Estados em Sistemas de Distribuição e Testes de Hipóteses.

1.2.1 Geração Distribuída

A geração distribuída já há alguns anos vem atraindo a atenção da indústria e do meio acadêmico. Em [1], são discutidos diversos problemas que a GD pode causar em estudos realizados no sistema elétrico. Entre eles, pode-se citar a dificuldade de modelagem local do sistema de distribuição, a interação sistêmica em regime dinâmico, problemas operacionais, etc. Em [6], é discutido o impacto que a inserção de GD em sistemas de distribuição pode causar na confiabilidade do sistema.

Em [7], é apresentado um algoritmo capaz de identificar a combinação com menor custo entre expansões em sistemas de transmissão, expansões em subestações e localização ótima de unidades de GD para satisfazer um aumento na carga. Mesmo considerando o custo mais alto de combustível, o fato de a GD estar mais próxima dos centros de carga tende a fazer com que a infra-estrutura de sistemas de distribuição e transmissão não seja tão exigida.

Em [8], são apresentados os tipos mais comuns de geração distribuída e as interfaces de eletrônica de potência associadas. Além disso, discute-se o potencial da GD visando o fornecimento de serviços ancilares.

Alguns aspectos sobre a GD em sistemas de distribuição são abordados em [9] e [10]. São eles: características operacionais, perspectivas de mercado e da geração distribuída, influência da GD na operação e planejamento destes sistemas, aspectos econômicos da inserção de GD e alguns aspectos da regulação do mercado energético.

1.2.2 Estimação de Estados em Sistemas de Distribuição

Para realizar a estimação de estados em sistemas de distribuição, algumas adaptações são necessárias com relação ao estimador utilizado nos sistemas de transmissão. Isto porque em sistemas de distribuição algumas considerações específicas devem ser levadas em conta. Por exemplo:

- Presença de cargas desbalanceadas;
- Insuficiência de medidas em tempo real para a estimação;
- Uso de medidas de corrente.

Em [2], [11], [12] e [13] são apresentados modelos de estimadores de estados trifásicos. Através deles, as cargas desbalanceadas são consideradas, aumentando sua precisão e, conseqüentemente, os resultados obtidos estarão mais próximos dos verdadeiros. Por outro lado, outros trabalhos consideram que as cargas tenham sido adequadamente distribuídas por fase de modo que a hipótese de balanceamento pode ser adotada [14], o que será feito nesta dissertação.

Pelo número pequeno de medidas em tempo real localizadas ao longo do alimentador, o uso de pseudomedidas, conforme citado em [2], [3] e [11], aumentam as informações sobre o sistema, possibilitando, assim a estimação de estados. Porém, mesmo com a existência de medidas e pseudomedidas, foi verificado em [11] e [15] que a localização das medidas e sua precisão podem afetar a confiabilidade dos resultados.

Além das medidas comumente usadas em sistemas de transmissão (fluxo ativo e reativo nas linhas, injeção de potência ativa e reativa e magnitude de tensão nas barras), também são muito utilizadas em sistemas de distribuição medidas de magnitude das correntes nos ramos [2], [19]. Um grande problema das medidas de corrente é o fato destas não informarem a direção do fluxo. Em [16] é apresentado um estimador de estados com um plano de medição composto apenas de medidas de tensão e corrente que usa restrições de desigualdade para informar o sentido do fluxo ao estimador. Mesmo assim, o uso destas medidas pode causar problemas matemáticos e de observabilidade, conforme mostrado em [17], [16], [18], [19] e [20].

Em [17], é proposta uma formulação para inclusão das medidas de corrente nos ramos baseada no quadrado da magnitude da corrente. Através deste método é possível realizar a estimação de estados partindo de valores iniciais de corrente iguais ou diferentes

de zero. Isto é possível caso as medidas de corrente sejam redundantes no plano de medição.

A inserção de medidas de corrente no plano de medição também pode afetar a identificação de erros grosseiros conforme é mostrado em [18]. Em [19] e [20] são apresentados métodos de estimação de estados utilizando um algoritmo desacoplado rápido e a estimação de estados generalizada, respectivamente. Ambos os métodos enfocam o desafio da inserção de medidas de corrente no plano de medição.

A revisão da literatura na área revela que o desempenho adequado do estimador requer o uso de pseudomedidas com uma precisão aceitável e o número maior possível de medidas em tempo real. A observabilidade do sistema não deve depender de medidas de corrente. Portanto, neste trabalho, medidas de corrente serão utilizadas apenas para aumentar o nível de redundância do plano de medição.

1.2.3 Testes de Hipóteses

Técnicas de identificação baseada nos testes estatísticos de hipóteses têm sido utilizadas em aplicações a sistemas de transmissão. Em [5] e [21], esta metodologia foi utilizada para identificação de transações bilaterais não-reveladas em ambiente desregulamentado.

Também em [4], [22], [23] e [24] os testes de hipóteses foram utilizados, porém para a identificação de erros de topologia em redes de transmissão (através do processamento de *status* dos disjuntores).

Em ambas as aplicações, os testes de hipóteses apresentaram resultados importantes e confiáveis para a correta operação dos sistemas de transmissão.

1.3 Contribuições deste Trabalho

Conforme dito na Subseção 1.2.2, a aplicação de estimação de estados a sistemas de distribuição requer algumas adaptações para que o resultado obtido seja o mais próximo possível do ponto de operação real. No nível de distribuição, verifica-se uma carência maior de informações em tempo real a serem processadas pelo estimador de estados. Além disso, deve-se considerar o fato de que em sistemas de distribuição as resistências das linhas são bem mais significativas do que em sistemas de transmissão.

No que diz respeito aos testes de hipóteses, é igualmente necessário adaptar os procedimentos computacionais para cálculo das probabilidades condicionais *a posteriori* das diversas hipóteses feitas sobre as barras com fontes ativas de GD. Isto é necessário porque as características dos sistemas de distribuição criam dificuldades numéricas para os métodos desenvolvidos visando a aplicação a sistemas de transmissão [4].

Considerando os aspectos discutidos acima, pode-se sumarizar as contribuições desta dissertação conforme segue:

- Adaptação do estimador de estados para permitir o processamento de medidas de corrente e inserção de *taps* em transformadores com resistência não desprezível, cuja ocorrência é freqüente em sistemas de distribuição;
- Utilização de informações *a priori* sobre as variáveis de estado para, juntamente com pseudomedidas de injeção, melhorar as condições de observabilidade de redes de distribuição;
- Desenvolvimento de métodos computacionais específicos para viabilizar a aplicação da metodologia de testes de hipóteses em conexão com o estimador de estados para sistemas de distribuição. Em particular, propõe-se um procedimento que substitui o cálculo explícito das probabilidades *a posteriori*, que pode se mostrar inviável na presente aplicação, pela classificação das hipóteses alternativas, tornando possível a tomada de decisão mesmo na ausência do valor numérico das referidas probabilidades.

1.4 Estrutura da Dissertação

No Capítulo 2 será discutido o impacto, benefícios e desafios da inserção da GD em sistemas de distribuição. Também serão citadas algumas tecnologias utilizadas como fontes de GD.

No Capítulo 3 serão discutidas algumas questões relevantes que devem ser consideradas na aplicação da estimação de estados a sistemas de distribuição. São elas:

- Uso de medidas em tempo real, incluindo medidas de corrente, ao longo do alimentador;
- Uso de pseudomedidas através de estudos de previsão de carga para melhorar o número de informações disponíveis;

- Utilização de conhecimento prévio dos estados do sistema (informações *a priori*) com o objetivo de melhorar a observabilidade;
- Representação das barras de injeção nula, isto é, barras que não possuem carga e geração (chamadas de barras de transferência);
- Representação da barra de referência no estimador de estados
- Representação das barras com fontes de GD.

Ainda no Capítulo 3 será apresentada a formulação do problema de estimação de estados considerando todos os itens apresentados acima.

No Capítulo 4, será apresentado o método dos multiplicadores de Lagrange normalizados cujo objetivo é identificar as barras que são suspeitas de erros de GD, isto é, a condição verdadeira (por exemplo: é fonte ativa de GD) é diferente da inicial (por exemplo: não está ativa na condição considerada). Em seguida, serão introduzidos os conceitos de hipótese básica e hipóteses alternativas. Por fim, a formulação dos testes de hipóteses baseados em estatística bayesiana será implementada para o estimador. Também é descrito neste capítulo o procedimento computacional proposto para contornar as dificuldades com o cálculo das probabilidades *a posteriori* das hipóteses alternativas.

No Capítulo 5, são apresentados diversos resultados de simulações realizadas para um sistema de distribuição do IEEE e para um alimentador típico de uma concessionária de energia do Sul do Brasil. Diferentes casos são considerados e seus respectivos resultados discutidos.

Finalmente, o Capítulo 6 apresenta as conclusões finais e algumas sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Alguns Aspectos da Geração Distribuída

2.1 Introdução

A crise energética do início desta década e as dificuldades de viabilização de novos aproveitamentos hidrelétricos de grande porte impulsionaram a busca de alternativas para diversificação das fontes de fornecimento de energia elétrica. Em consequência, e a exemplo do que se verifica em outros países do mundo, cresce no País o uso de Geração Distribuída (GD).

A inserção destas fontes de GD em sistemas de distribuição e subtransmissão mudam a configuração de seus alimentadores e conseqüentemente sua operação.

Neste capítulo serão abordados alguns aspectos importantes da geração distribuída em sistemas de distribuição. Primeiramente, será apresentado o conceito da geração distribuída e como ela pode interferir na operação de sistemas de distribuição. Logo em seguida, alguns benefícios e dificuldades da inserção de GD serão abordados. Por último, serão mostradas algumas tecnologias que podem ser utilizadas como fontes de GD.

2.2 Impacto de Geração Distribuída em Sistemas de Distribuição

No passado, os alimentadores da rede de distribuição tinham apenas uma única fonte de energia: a subestação (SE). Neste caso, como sua configuração é radial, os fluxos

de potência em suas linhas tinham seus sentidos fixos tanto na operação normal quanto na ocorrência de faltas, conforme representado na Figura 2.1.

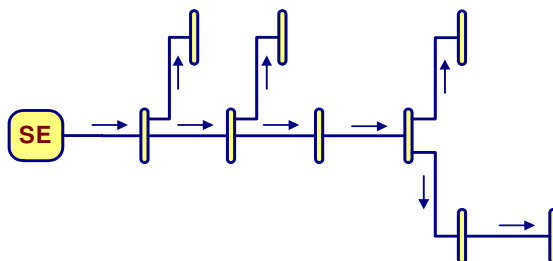


Figura 2.1: Exemplo dos fluxos em um alimentador radial

O princípio básico da GD é acrescentar geração de pequeno ou médio porte, baseada em diferentes tecnologias, em sistemas de distribuição e subtransmissão [1]. Desta forma, os sentidos dos fluxos não podem ser pré-definidos, pois eles irão depender do número de fontes de GD no alimentador, da sua localização e da potência gerada por elas. Por exemplo, ao inserir uma fonte de GD no sistema representado pela Figura 2.1, uma possível representação dos fluxos poderia ser a mostrada na Figura 2.2.

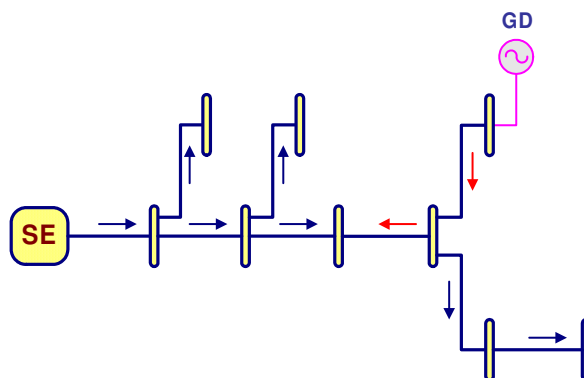


Figura 2.2: Exemplo dos fluxos em um alimentador radial com uma fonte de GD

Essa indefinição quanto aos sentidos dos fluxos pode causar problemas na operação destes sistemas caso o operador desconheça a presença destas fontes. Porém, elas também causam impactos positivos no sistema, conforme será visto na próxima seção.

2.3 Vantagens e Desafios da Geração Distribuída

Um grande atrativo da GD está no atendimento de consumidores rurais que, quando são atendidos pelas redes de distribuição, tendem a ter maiores problemas com a má qualidade de energia que lhes é fornecida. Além disso, por estarem longe dos centros urbanos, o custo de transmissão e distribuição (T&D) da energia até estes consumidores é muito alto. Com a GD, estes problemas seriam atenuados.

A GD está se tornando rapidamente atraente também para os consumidores urbanos em zonas de grande densidade populacional. Isto ocorre porque a GD pode ser inserida próxima aos centros de carga, diminuindo a dependência de investimentos em infraestrutura dos sistemas de T&D.

Em ambos os casos, a inserção de GD no sistema beneficia tanto as concessionárias de energia quanto os consumidores finais. As principais vantagens da inserção da GD nos alimentadores de distribuição são [6]:

- Diminuição da dependência com os sistemas de T&D;
- Tendência de redução das interrupções devido a problemas nos sistemas de T&D;
- Compensação de energia reativa para controle de tensão e redução das perdas;
- Processo de compra e instalação da GD de curto/médio prazo;
- Disponibilidade de fontes de GD em pequenas unidades.

Porém, surgem alguns desafios impostos pela inserção de GD no sistema de distribuição que devem ser considerados para não prejudicar a confiabilidade e segurança da operação dos alimentadores. Algumas delas são [6]:

- O controle da regulação de tensão terá que considerar sobretensões e subtensões ao longo do alimentador;
- A comutação de GD pode levar à ocorrência de efeito *flicker* na tensão;
- A GD pode ter um impacto substancial nas características de curto-circuito, levando à superação das capacidades nominais de equipamentos e descoordenação dos esquemas de proteção;
- O uso de GD monofásica ou trifásica pode agravar problemas associados com desequilíbrio de cargas e impedâncias;

- O controle no despacho da GD, muitas vezes, não existe;
- A possível sazonalidade nas fontes de GDs, principalmente aquelas oriundas de sistemas de co-geração, pode influenciar no seu despacho, dificultando sua monitoração por parte do operador do sistema de distribuição.

Neste trabalho serão abordadas as dificuldades provocadas pela GD quanto à operação de sistemas de distribuição em tempo real. A ferramenta básica proposta para contorná-las é a estimação de estados, largamente utilizada em sistemas de transmissão. Através da estimação de estados e de testes estatísticos de hipóteses, é possível identificar e quantificar as fontes de GD ativas ao longo do alimentador e, com isso, aumentar a confiabilidade e a segurança na operação em tempo real destes sistemas.

2.4 Algumas Tecnologias utilizadas como Fontes de GD

Com o avanço tecnológico na área de geração de energia e com a redução do custo, o uso de pequenos geradores que utilizam fontes alternativas de energia está viabilizando a inserção de fontes de GD no sistema de distribuição.

Devido à sua pequena potência, estas fontes podem ser facilmente conectadas aos alimentadores de distribuição de baixa tensão. As principais fontes de geração distribuída são [1] e [8]:

- Sistemas de energia eólica: está se tornando muito popular devido à redução dos custos e melhora na confiabilidade e desempenho dos equipamentos. O recurso é abundante e a capacidade nominal de geração vem aumentando.
- Células fotovoltaicas: é uma das alternativas energéticas mais promissoras devido à sua matéria-prima, o sol, ser inesgotável. Apesar de terem sua capacidade inferior aos sistemas eólicos, as células fotovoltaicas são passivas e mais flexíveis.
- Microturbinas: de construção simples e com capacidade pequena de geração utilizam diversos tipos de combustível como: gás natural, GLP/Propano, Diesel, Biogás, etc.
- Células combustíveis: têm a vantagem de serem altamente eficientes e pouco poluentes, porém o custo ainda é muito alto.

- Turbinas a gás: as novas tecnologias de turbinas a gás estão tornando estes equipamentos economicamente atraentes quando comparados aos custos de recondicionamento dos sistemas de distribuição e transmissão.

2.5 Conclusão

Conforme visto neste capítulo, a inserção de geração distribuída, apesar de seus efeitos benéficos, causa algumas dificuldades na operação dos alimentadores de sistemas de distribuição. Estes problemas se tornam desafios para os engenheiros e para o meio acadêmico da área de Sistemas de Potência, que sempre buscam novas alternativas para aprimorar as técnicas utilizadas e, conseqüentemente, melhorar o desempenho dos sistemas elétricos.

São também apresentadas algumas tecnologias utilizadas como fontes de geração distribuída e que estão se viabilizando economicamente graças aos avanços tecnológicos na área. Com isso, espera-se um crescimento elevado da participação de GD em sistemas de distribuição. Portanto, as concessionárias devem estar preparadas para enfrentar os problemas operacionais que estas podem causar, para que a confiabilidade e a segurança do sistema não sejam prejudicadas.

No próximo capítulo será abordada a técnica de estimação de estados aplicada a sistemas de distribuição, em conjunto com uma análise estatística baseada em testes de hipóteses, com o objetivo de identificar e quantificar os níveis de GD na rede. A utilização da metodologia proposta tem o objetivo de tornar a operação em tempo real de sistemas de distribuição com a inserção de GD mais segura e confiável.

Capítulo 3

Estimação de Estados para Sistemas de Distribuição

3.1 Introdução

A estimação de estados é uma ferramenta muito utilizada em sistemas de transmissão, para os quais planos de medição com redundância suficiente geralmente asseguram a obtenção de resultados precisos e confiáveis. Porém, como a Geração Distribuída está geralmente presente em sistemas de distribuição e subtransmissão, e nestes sistemas a disponibilidade de informações em tempo real é escassa, é preciso adaptar a formulação tradicional (utilizada em sistemas de transmissão) para que se possa utilizar a estimação de estados também em sistemas de distribuição.

A Seção 3.2 deste capítulo irá abordar como o uso de pseudomedidas pode atenuar significativamente o problema de falta de medidas em tempo real. Na Seção 3.3 serão apresentadas algumas particularidades do uso de medidas de corrente em sistemas de distribuição. Logo em seguida, na Seção 3.4, é apresentada uma formulação para permitir o uso de informações iniciais (*a priori*) sobre os estados do sistema, isto é, magnitudes de tensão e ângulos em todas as barras no processo de estimação de estados. Com isso, é possível melhorar a observabilidade do sistema, tornando a estimação viável, mesmo com um número mais reduzido de medidas.

Finalmente, na Seção 3.5 é apresentada a formulação da estimação de estados como um problema de otimização restrito, utilizando o Método da Matriz Aumentada (ou do

Tableau Esperso) e o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados. Será mostrado também como a Geração Distribuída é inserida na formulação, mediante restrições de igualdade que representam injeções de potência em nós da rede de distribuição.

3.2 Uso de Pseudomedidas em Sistemas de Distribuição

Na operação convencional de sistemas de distribuição há pouca informação em tempo real disponível para a monitoração. Geralmente, medidas de tensão e potência entregues ao alimentador e algumas medidas de corrente e fluxo ao longo do alimentador são as únicas medidas em tempo real disponíveis nos centros de operação de distribuição.

Sendo assim, o número de medidas pode ser muito pequeno para uma monitoração em tempo real efetiva do sistema. Em muitas situações o sistema pode ser não-observável, ou seja, não é possível estimar os estados com o número disponível de medidas adquiridas em tempo real. Para recuperar a observabilidade seria então necessário que novas medidas realizadas ao longo do alimentador fossem incluídas no plano de medição. Alternativamente é possível minimizar o número de telemidas necessárias mediante o uso de resultados de previsão da carga em cada ponto do sistema de distribuição. Estas informações podem ser consideradas *pseudomedidas de injeção de potência* em cada ponto de carga do alimentador [2]. Como estas pseudomedidas não são obtidas em tempo real, seu grau de incerteza, representado pela variância, é considerado maior que o das medidas obtidas em tempo real.

Dependendo de como são geradas, porém, estas pseudomedidas podem não ser suficientemente precisas para estudos em tempo real. Portanto, quanto maior o número de medidas em tempo real disponíveis, maior será a confiabilidade e a precisão dos resultados obtidos pelo estimador. No que diz respeito a medidas de corrente entretanto, a contribuição para melhorar a observabilidade é limitada e alguns cuidados devem ser tomados ao inseri-las no plano de medição.

3.3 Medidas de Corrente

Na estimação de estados tradicionalmente utilizada em sistemas de transmissão, os planos de medição são geralmente formados por medidas de injeção de potência, fluxos

nas linhas e magnitudes de tensão. Em níveis de tensão mais baixos, como nos sistemas de distribuição, é também comum o uso de medidas de corrente.

Estas medidas, além de terem um custo adicional pequeno, melhoram o plano de medição e a confiabilidade do estimador. Porém, o seu uso pode causar alguns problemas como:

- Dificuldade de iniciar o processo iterativo utilizando condições iniciais do tipo partida plana, pois para realizar o cálculo das derivadas das correntes para a montagem da matriz Jacobiana, o módulo das correntes aparece no denominador. Na condição de partida plana, este módulo pode ser tão pequeno a ponto de prejudicar o cálculo destas derivadas e, conseqüentemente, a resolução do problema;
- Possibilidade de soluções múltiplas.

Para resolver os problemas detectados na partida plana, faz-se uso da formulação do quadrado da magnitude da corrente [17]. Através deste método, o módulo das correntes não aparece mais como denominador no cálculo de elementos da matriz Jacobiana. Na implementação, os valores de corrente tanto estimados quanto medidos devem portanto ser elevados ao quadrado.

Conforme dito anteriormente, a inserção de medidas de corrente no plano de medição pode causar o aparecimento de várias soluções para o estimador. Com isso, surge um novo conceito para a observabilidade, pois a existência de uma solução não é suficiente para garantir que esta é a solução de interesse. Para que um sistema seja observável, o plano de medição proposto deve garantir ao estimador uma única solução [18].

Neste trabalho será considerado que as medições de corrente serão inseridas com o objetivo apenas de aumentar a redundância, ou seja, a observabilidade do sistema deverá ser garantida através das demais medidas.

Outra forma adicional de se contornar problemas de observabilidade é mediante o conhecimento prévio sobre as variáveis de estado do sistema. O uso destas *informações a priori* será discutido na próxima seção.

3.4 Uso de Informações a Priori

Conforme dito na seção anterior, sabe-se que a disponibilidade de telemidas em tempo real em sistemas de distribuição é limitada. Além disso, os alimentadores possuem a

característica de serem radiais, um fator que contribui muito para o aumento do número de medidas críticas, as quais são essenciais para a observabilidade [4], [24]. Por outro lado, um número muito elevado de medidas críticas pode reduzir a confiabilidade dos resultados da estimação e comprometer o processamento de erros grosseiros.

Percebe-se, portanto, que a observabilidade de sistemas de distribuição é muito sensível e que ela é fundamental para a estimação de estados. O uso de informações *a priori* no problema de estimação de estados tem ajudado muito a resolver problemas de observabilidade do sistema em estudo. Estas informações dizem respeito a um conhecimento prévio dos estados do sistema que, no caso de sistemas de potência, são as magnitudes e ângulos das tensões em cada barra ao longo do alimentador.

Informações *a priori* são modeladas como variáveis aleatórias, cuja incerteza é representada através das respectivas variâncias. Os valores das variâncias podem ser obtidos considerando-se que estas variáveis possuem distribuição uniforme [25] dentro de um determinado intervalo. Em um sistema elétrico de potência operando em regime permanente estável pode-se supor que este intervalo é $[-\pi/2 ; \pi/2]$ para os ângulos e $[0,90 ; 1,10]$ para as magnitudes de tensão nas barras. Desta forma, a função densidade de probabilidade das informações *a priori* pode ser dada por [4], [25]:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & x > b \end{cases} \quad (3.1)$$

Logo, os valores médios das informações *a priori* são dados por:

$$\bar{x} = \frac{1}{2}(a+b) \quad (3.2)$$

Por sua vez, a variância ou dispersão é calculada como [25]:

$$\sigma^2 = E\{x^2\} - [E\{x}]^2 \quad (3.3)$$

onde $E\{x\}$ é o valor esperado ou expectância de x . Aplicando-se (3.3) à distribuição uniforme, a variância das informações *a priori* pode ser finalmente escrita como:

$$\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (3.4)$$

Na próxima seção será mostrado como as informações *a priori* são consideradas na estimação de estados, formulada como um problema de otimização restrita.

3.5 Estimação de Estados para Sistemas de Distribuição

A estimação de estados é uma ferramenta utilizada para operação em tempo real que possibilita a determinação das tensões complexas (variáveis de estado) de todas as barras do sistema em estudo a partir de um conjunto de medidas em tempo real, que podem ser:

- Medidas de tensão (magnitude);
- Medidas de injeção de potência (ativa e reativa);
- Medidas de fluxo de potência nas linhas (ativa e reativa);
- Medidas de corrente (magnitude);

Recentemente, começaram a ser utilizadas medidas sincronizadas de ângulo de fase das tensões nas barras, obtidas via GPS e unidades de medição fasorial (PMUs) [26]. Entretanto, este tipo de medida não será considerado neste trabalho.

Os planos de medição para fins de estimação de estados utilizados neste trabalho consistem de telemidas de magnitude de tensão, fluxo de potência e magnitude de corrente, complementadas com pseudomedidas de injeção de potência em pontos de consumo do alimentador, de forma a garantir a observabilidade da rede de distribuição.

Além destas medidas e das informações *a priori*, é necessário representar algumas características fundamentais do sistema, tanto para a estimação quanto para a correta identificação das barras com geração distribuída. São características do sistema: barras de injeção nula, barra de referência e barras onde há possibilidade de conexão de fontes de GD. A representação destas barras no estimador é feita através de restrições estruturais e operacionais, conforme mostrado a seguir.

3.5.1 Restrições Estruturais

As *restrições estruturais* que dizem respeito à configuração física da rede são utilizadas, por exemplo, para modelar as barras que possuem injeções de potência nulas, chamadas também de barras de transferência. Apesar destas não serem muito frequentes em sistemas de distribuição, elas devem ser consideradas quando existirem. A informação de que a barra i é uma barra de transferência é modelada como:

$$\begin{aligned} p_i &= 0 \\ q_i &= 0 \end{aligned} \quad (3.5)$$

sendo p_i e q_i , os valores de injeção de potência ativa e reativa para a barra i , respectivamente.

Da mesma forma, é possível também representar a barra de referência como uma restrição através da definição do valor de seu ângulo, da seguinte forma:

$$\delta_i = 0 \quad (3.6)$$

onde δ_i é o ângulo da barra i .

As *restrições estruturais* serão representadas genericamente neste trabalho por:

$$h_s(x) = 0 \quad (3.7)$$

onde x representa as variáveis de estado do sistema (magnitude e ângulo das tensões nas barras).

3.5.2 Restrições Operacionais

Além das restrições estruturais, é importante modelar também as *restrições operacionais*, que são aquelas cuja configuração pode se alterar de acordo com as necessidades ditadas pelas condições de operação do sistema. No caso da modelagem de ramos de impedância nula, por exemplo, as restrições operacionais representam o *status* de chaves e disjuntores [24]. Este conceito pode também ser aplicado no caso da

representação das barras onde se sabe de antemão que existem fontes de GD a elas conectadas, embora não se conheça se estas fontes estão ativas ou não. Tais barras serão referidas como *barras com potencial de geração distribuída*, e sua injeção de potência ativa é modelada da seguinte forma:

$$p_i^{inj} - p_i^{GD} + p_i^L = 0 \quad (3.8)$$

onde:

p_i^{inj} : potência injetada (diferença entre geração e carga) na barra i ,

p_i^{GD} : potência correspondente à geração distribuída da barra i ,

p_i^L : potência da carga na barra i .

As *restrições operacionais* que modelam as barras com potencial de geração distribuída serão representadas genericamente neste trabalho como:

$$h_o(x) = 0 \quad (3.9)$$

3.5.3 Modelagem das Medidas em Tempo Real

Designando o número de quantidades medidas provenientes do sistema de aquisição de dados é igual a m (medidas em tempo real e pseudomedidas), tem-se que este conjunto de medidas e os erros de medição estão relacionados através de [5]:

$$z_m = z_o + \eta \quad (3.10)$$

onde:

z_m : vetor $m \times 1$ das quantidades medidas;

z_o : vetor $m \times 1$ com os valores verdadeiros das quantidades medidas;

η : vetor $m \times 1$ aleatório que corresponde aos erros de medição.

Sabendo-se que o vetor dos erros de medição η apresenta distribuição normal com média zero e que os erros de medição são não-correlacionados, a matriz de covariância R_m é uma matriz diagonal cujos valores correspondem às variâncias dos erros de medição.

Estes valores são geralmente expressos como uma função do valor do fundo de escala dos instrumentos de medição.

O vetor com os valores verdadeiros das quantidades medidas z_o pode ser expresso em termos do vetor de estados x como:

$$z_o = h_m(x) \quad (3.11)$$

Desta forma, o modelo de medição expresso em (3.10) pode ser reescrito como:

$$\begin{aligned} z_m &= h_m(x) + \eta \\ E\{\eta\} &= 0 \quad E\{\eta\eta^T\} = R_m \end{aligned} \quad (3.12)$$

onde:

$E\{.\}$: valor esperado;

R_m : matriz de covariância dos erros de medição ($m \times m$);

$h_m(x)$: vetor composto por m funções não-lineares do estado do sistema, resultantes da aplicação das leis de Kirchhoff e Ohm.

3.5.4 Formulação da Estimação de Estados Restrita

A estimação de estados será tratada como um problema de otimização com restrições e terá como dados de entrada:

- Parâmetros e configuração da rede;
- Conjunto de medidas em tempo real;
- Pseudomedidas geradas através de um estudo de previsão de carga;
- Identificação das barras de injeção nula;
- Identificação da barra de referência;
- Identificação das barras com potencial para geração distribuída.

Desta forma, o problema de estimação de estados pode ser resolvido através da minimização da soma do quadrado dos resíduos de estimação, ponderada pelo inverso das variâncias dos erros de medição, da seguinte forma [4]:

$$\begin{aligned}
& \text{Minimizar } \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m \\
& \text{Sujeito a : } r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \\
& \quad - h_s(\hat{x}) = 0 \\
& \quad - h_o(\hat{x}) = 0
\end{aligned} \tag{3.13}$$

onde:

r_m : vetor $m \times 1$ de resíduo das medidas e pseudomedidas;

R_m : matriz $m \times m$ de covariância dos erros de medição (matriz diagonal);

\hat{x} : vetor $n \times 1$ de estimativa dos estados;

z_m : vetor $m \times 1$ de medidas em tempo real e pseudomedidas;

$h_m(\hat{x})$: vetor $m \times 1$ de funções não-lineares das medidas e pseudomedidas;

$h_s(\hat{x})$: vetor $n_s \times 1$ de funções não-lineares das restrições estruturais;

$h_o(\hat{x})$: vetor $n_o \times 1$ de funções não-lineares das restrições operacionais;

m : número de quantidades medidas (telemedidas e pseudomedidas);

n : número das variáveis de estados do sistema;

n_s : número de restrições estruturais;

n_o : número de restrições operacionais.

Como os estados do sistema são representados pelos valores de magnitude e ângulo das barras, tem-se que o número total de variáveis de estado é dado por:

$$n = 2N_b \tag{3.14}$$

onde N_b é o número de barras do sistema.

No problema descrito em (3.13), as informações *a priori* não foram modeladas. Estas informações são inseridas na estimação de estados junto à função-objetivo do problema de otimização restrito com a seguinte forma:

$$\frac{1}{2} (\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) \tag{3.15}$$

onde:

\hat{x} : vetor $n \times 1$ de estados verdadeiros;

\bar{x} : vetor $n \times 1$ de estimativas *a priori* para os estados;

P : matriz $n \times n$ de covariância das informações *a priori* sobre os estados.

Sendo assim, é possível reescrever (3.13) com a inclusão das informações *a priori* como:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar } \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m + \frac{1}{2} (\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) \\ & \text{Sujeito a : } r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \\ & \quad - h_s(\hat{x}) = 0 \\ & \quad - h_o(\hat{x}) = 0 \end{aligned} \quad (3.16)$$

A solução para o problema descrito por (3.16) é obtida formando-se a função Lagrangeana:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m + \frac{1}{2} (\bar{x} - \hat{x})^T P^{-1} (\bar{x} - \hat{x}) + \lambda_m (z_m - h_m(\hat{x}) - r_m) - \lambda_s h_s(\hat{x}) - \lambda_o h_o(\hat{x}) \quad (3.17)$$

onde:

λ_m : vetor $m \times 1$ de multiplicadores de Lagrange para as medidas;

λ_s : vetor $n_s \times 1$ de multiplicadores de Lagrange para as restrições estruturais;

λ_o : vetor $n_o \times 1$ de multiplicadores de Lagrange para as restrições operacionais.

Diferenciando a equação acima, têm-se as condições de primeira ordem necessárias para a obtenção de uma solução ótima, representadas pelo conjunto de equações não-lineares:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial r_m} &= R_m^{-1} r_m - \lambda_m = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \hat{x}} &= P^{-1} (\bar{x} - \hat{x}) - H_m^T \lambda_m - H_s^T \lambda_s - H_o^T \lambda_o = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_m} &= z_m - h_m(\hat{x}) - r_m = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_s} &= -h_s(\hat{x}) = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_o} &= -h_o(\hat{x}) = 0 \end{aligned} \quad (3.18)$$

onde:

H_m : matriz Jacobiana $m \times n$ do vetor $h_m(\hat{x})$, ou seja, $H_m = \frac{\partial h_m(\hat{x})}{\partial \hat{x}}$;

H_s : matriz Jacobiana $n_s \times n$ do vetor $h_s(\hat{x})$, ou seja, $H_s = \frac{\partial h_s(\hat{x})}{\partial \hat{x}}$;

H_o : matriz Jacobiana $n_o \times n$ do vetor $h_o(\hat{x})$, ou seja, $H_o = \frac{\partial h_o(\hat{x})}{\partial \hat{x}}$;

A partir da primeira equação no conjunto (3.18), tem-se:

$$r_m = R_m \lambda_m \quad (3.19)$$

Substituindo (3.19) nas demais equações do conjunto (3.18), é possível eliminar r_m do problema, obtendo o seguinte conjunto de equações:

$$\begin{aligned} P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}) - H_m^T \lambda_m - H_s^T \lambda_s - H_o^T \lambda_o &= 0 \\ z_m - R_m \lambda_m - h_m(\hat{x}) &= 0 \\ -h_s(\hat{x}) &= 0 \\ -h_o(\hat{x}) &= 0 \end{aligned} \quad (3.20)$$

Linearizando o conjunto de equações (3.20), tem-se:

$$\begin{aligned} P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)} - \Delta \hat{x}) - H_m^T \lambda_m - H_s^T \lambda_s - H_o^T \lambda_o &= 0 \\ z_m - R_m \lambda_m - h_m(\hat{x}^{(k)}) - H_m \Delta \hat{x} &= 0 \\ -h_s(\hat{x}^{(k)}) - H_s \Delta \hat{x} &= 0 \\ -h_o(\hat{x}^{(k)}) - H_o \Delta \hat{x} &= 0 \end{aligned} \quad (3.21)$$

Assim, o conjunto de equações (3.21) pode ser representado matricialmente por:

$$\begin{bmatrix} P^{-1} & H_m^T & H_s^T & H_o^T \\ H_m & R_m & 0 & 0 \\ H_s & 0 & 0 & 0 \\ H_o & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda_m \\ \lambda_s \\ \lambda_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z_m - h_m(\hat{x}^{(k)}) \\ -h_s(\hat{x}^{(k)}) \\ -h_o(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Definindo-se:

$$\begin{aligned}
H &= \begin{bmatrix} H_m \\ H_s \\ H_o \end{bmatrix}; \quad R = \begin{bmatrix} R_m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad \lambda = \begin{bmatrix} \lambda_m \\ \lambda_s \\ \lambda_o \end{bmatrix}; \\
z &= \begin{bmatrix} z_m \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \quad h(\hat{x}^{(k)}) = \begin{bmatrix} h_m(\hat{x}^{(k)}) \\ h_s(\hat{x}^{(k)}) \\ h_o(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{3.23}$$

a equação matricial (3.22) pode ser reescrita como:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \tag{3.24}$$

Mediante (3.24), é possível determinar os estados do sistema através de um processo iterativo cujas estimativas para os estados são atualizadas através de:

$$\hat{x}^{(k+1)} = \hat{x}^{(k)} + \Delta \hat{x} \tag{3.25}$$

Este processo iterativo prossegue até que as condições de otimalidade (3.18) sejam atendidas, atingindo então a convergência.

3.6 Conclusão

Neste capítulo foi abordada a formulação da estimação de estados aplicada a sistemas de distribuição que possuem determinados pontos de carga potencialmente capazes de injetarem potência no sistema via fontes de GD.

O resultado do estimador pode não corresponder à realidade caso existam fontes de GD cuja geração seja inconsistente com o inicialmente considerado nas restrições operacionais. Isto ocorre quando o perfil de geração da GD é alterado sem prévio aviso ao operador do sistema de distribuição, especialmente quando o operador tem dificuldade para monitorar individualmente cada instalação de GD.

Supondo que as medidas são confiáveis e que a estrutura da rede de distribuição está corretamente representada, as principais incertezas do problema residem nos valores pressupostos para as potências geradas pelas fontes de GD. Lembrando que estas fontes de GD são modeladas via restrições operacionais no vetor h_o , discrepâncias significativas entre gerações reais e as declaradas em h_o se refletirão em valores elevados dos respectivos multiplicadores de Lagrange. No próximo capítulo será descrito como os multiplicadores de Lagrange podem ser explorados para determinar as fontes de GD suspeitas de estarem erroneamente modeladas.

No caso geral, o conjunto de fontes de GD suspeitas conterá um número maior de elementos do que o conjunto de injeções efetivamente errôneas. Para identificar estas últimas, poder-se-ia pensar em relaxar uma a uma as restrições operacionais correspondentes a cada dado suspeito e voltar a resolver o problema de estimação de estados. Se considerarmos a existência de múltiplas barras onde há incerteza sobre o nível de GD, fica evidente que temos em mãos um problema combinatório cuja solução por tentativa-e-erro é claramente ineficiente. Para contornar este problema, propõe-se o uso de testes estatísticos de hipóteses. Este procedimento permite identificar as fontes de GD cuja injeção é inconsistente com as medidas, sem que seja necessário executar a estimação de estados mais do que uma vez. Esta abordagem será descrita no próximo capítulo.

Capítulo 4

Testes de Hipóteses

4.1 Introdução

Neste capítulo será apresentada a ferramenta estatística de Testes de Hipóteses que, partindo dos valores dos Multiplicadores de Lagrange Normalizados, determina quais restrições operacionais são estatisticamente verdadeiras. As restrições falsas serão desativadas do problema de estimação de estados. Com isso, os Testes de Hipóteses eliminam a necessidade de re-estimação dos estados a cada nova configuração a ser testada. Geralmente, os testes de hipóteses são executados durante o processo iterativo de estimação de estados.

Na Seção 4.2 será mostrado como os Multiplicadores de Lagrange podem auxiliar na seleção das restrições operacionais suspeitas de serem falsas. Esta etapa funciona como uma pré-filtragem e reduz a quantidade de restrições testadas.

Logo em seguida, na Seção 4.3 serão apresentadas as definições das hipóteses básica e alternativas. Sob a hipótese básica, todas as restrições operacionais são ativas, isto é, considera-se que os valores iniciais de GD são nulos. Por outro lado, as hipóteses alternativas serão aquelas que representam no mínimo uma restrição operacional inativa, isto é, pelo menos uma barra é fonte ativa de GD. Desta forma, a partir dos testes de hipóteses é possível identificar quais barras estão injetando potência no sistema.

Na Seção 4.4, tem-se a aplicação da ferramenta propriamente dita. Para determinação de qual hipótese é verdadeira, calcula-se o valor das probabilidades condicionais de todas as hipóteses previstas. A hipótese que obtiver maior valor de

probabilidade condicional associada será a considerada verdadeira. Alguns aspectos computacionais quanto ao cálculo destas probabilidades serão também discutidos na Seção 4.5.

4.2 Multiplicadores de Lagrange Normalizados

Os multiplicadores de Lagrange normalizados serão inicialmente utilizados para a seleção das restrições de GD inconsistentes com as medidas, e são definidos como [24]:

$$\lambda_i^N = \frac{\lambda_i}{\sqrt{W_{ii}}} \quad (4.1)$$

onde:

λ_i^N : Multiplicador de Lagrange Normalizado para a restrição i ;

λ_i : Multiplicador de Lagrange para a restrição i , obtido da Equação (3.24);

W : Matriz de covariância de λ .

Pode-se mostrar que, na ausência de dados inconsistentes e supondo que os erros nas medidas apresentam a distribuição normal, o multiplicador de Lagrange normalizado λ_i^N é uma variável aleatória também Gaussiana, de média zero e variância unitária [24]. Os multiplicadores de Lagrange normalizados apresentam as mesmas propriedades para a detecção e identificação de erros em restrições que os resíduos normalizados para o processamento de erros grosseiros em medidas na estimação de estados convencional [24].

A matriz W utilizada em (4.1) é obtida da inversa da matriz Tableau Esparsa da equação (3.24) [4], [31]:

$$\begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

onde:

$$\begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R \end{bmatrix}^{-1} \quad (4.3)$$

e Σ , C e W são partições da inversa da matriz coeficiente da equação (3.24) com dimensões compatíveis com as partições correspondentes da matriz original.

De (4.2), tem-se que o vetor dos multiplicadores de Lagrange podem ser escritos como:

$$\lambda = -C P^{-1} (\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) + W (z - h(\hat{x}^{(k)})) \quad (4.4)$$

A equação (4.3) pode ser reescrita como:

$$\begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

A partir de (4.5), tem-se:

$$C P^{-1} = W H \quad (4.6)$$

Substituindo (4.6) em (4.4), o vetor de multiplicadores de Lagrange pode ser dado por:

$$\begin{aligned} \lambda &= -W H (\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) + W (z - h(\hat{x}^{(k)})) \\ \lambda &= W (z - H \bar{x}) \end{aligned} \quad (4.7)$$

Da equação (3.24), monta-se o seguinte sistema de equações:

$$\begin{cases} -P^{-1} \Delta \hat{x} + H^T \lambda = -P^{-1} (\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ H \Delta \hat{x} + R \lambda = z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{cases} \quad (4.8)$$

Manipulando-se as equações do sistema (4.8), tem-se uma segunda equação para o vetor de multiplicadores de Lagrange:

$$(H P H^T + R) \lambda = z - H \bar{x} \quad (4.9)$$

Comparando as equações (4.7) e (4.9), tem-se, finalmente, que a matriz de covariância de λ , W é dada por:

$$W = (H P H^T + R)^{-1} \quad (4.10)$$

O uso dos multiplicadores de Lagrange normalizados permite identificar preliminarmente as restrições operacionais suspeitas de serem errôneas. Isto permite diminuir o esforço computacional na identificação via testes de hipóteses, pois estes terão de ser aplicados apenas às restrições suspeitas.

Sabendo-se que $|\lambda_o^N{}_{max}|$ é o máximo multiplicador de Lagrange normalizado associado às restrições operacionais, e considerando que não há erros grosseiros, o seguinte critério pode ser adotado para detectar a existência de barras suspeitas de erros de modelagem de GD [22]:

$$|\lambda_o^N{}_{max}| > \lambda_t \quad (4.11)$$

onde λ_t é um limiar pré-especificado. Utilizando o fato de que a probabilidade do valor de uma variável aleatória com distribuição normal unitária estar entre -3σ e $+3\sigma$ é de 99% [25], um valor típico para λ_t é 3,0.

Considerando que erros de modelagem existem, e que $|\lambda_o^N{}_i|$ é o valor absoluto do multiplicador de Lagrange normalizado para a barra i , é possível identificar se a barra i é suspeita através de:

$$|\lambda_o^N{}_i| > \lambda_t \quad (4.12)$$

Portanto, aplicando-se (4.12) a todas as barras, é possível identificar quais delas são suspeitas de erros de modelagem de GD. Após esta pré-seleção, os testes de hipóteses serão aplicados às possíveis combinações formadas pelas restrições operacionais selecionadas como suspeitas.

4.3 Definição das Hipóteses

Através do número de barras suspeitas de geração distribuída determinadas pelos multiplicadores de Lagrange normalizados, o número total de combinações possíveis para a realização dos testes de hipóteses será:

$$N_C = 2^{N_{GDs}} \quad (4.13)$$

onde:

N_C : o número total de combinações (hipóteses);

N_{GDs} : o número de restrições operacionais suspeitas.

Cada hipótese (básica ou não) é caracterizada por uma cadeia binária onde um valor zero na posição i indica que a fonte de GD correspondente é inativa, enquanto que o valor “1” na mesma posição significa fonte de GD ativa.

A hipótese básica \mathcal{H}_0 consiste em se estabelecer que todas as restrições operacionais suspeitas estão ativas, ou seja, são consideradas verdadeiras. Neste trabalho, é considerado que o operador do sistema de distribuição parte do pressuposto de que as fontes de GD suspeitas não estão injetando potência no sistema. As fontes de GD ativas cuja geração é do conhecimento do operador devem ser modeladas como medidas ou pseudomedidas ao problema de otimização, e portanto não farão parte do conjunto de restrições operacionais. Quando uma restrição operacional referente à barra i é considerada verdadeira, isto significa que sua fonte de GD é inativa; reciprocamente, uma restrição operacional julgada falsa implica em que sua fonte de GD está ativa.

Considerando os aspectos discutidos acima, a hipótese básica é representada da seguinte forma:

$$\mathcal{H}_0 = \overbrace{\{0 \ 0 \ \dots \ 0\}}^{N_{GDs}} \quad (4.14)$$

Para cada restrição operacional desativada, tem-se que a respectiva barra estará injetando potência no sistema, ou seja, seu *status* será igual a “1”. Desta forma, pode-se dizer que cada hipótese irá conter a informação sobre o *status* de cada possível fonte de GD.

As hipóteses alternativas \mathcal{H}_i são aquelas que possuem pelo menos um *status* de barra suspeita diferente de \mathcal{H}_0 .

Para representar a configuração estabelecida por \mathcal{H}_i , a partir de \mathcal{H}_0 , é necessário desativar as restrições operacionais de cada barra suspeita cujo status seja igual a 1 (com GD) em \mathcal{H}_i e 0 (GD nula) em \mathcal{H}_0 . Isto pode ser feito através de uma modificação na matriz de covariância correspondente às restrições operacionais [4], que consiste em se elevar consideravelmente a variância de uma determinada restrição. Este artifício implica em atribuir uma incerteza muito grande à restrição, o que equivale à sua desativação. Sendo assim, a nova matriz de covariância será dada por [4]:

$$R_i = R + \Delta R_i \quad (4.15)$$

onde:

$$\Delta R_i = \text{diag} \left\{ \overbrace{0, \dots, 0}^{m+n_s}, \overbrace{0, \dots, 0, \gamma, 0, \dots, 0, \gamma, 0, \dots}^{n_o} \right\} \quad (4.16)$$

e ainda:

γ : número elevado de valor positivo (10^4 , por exemplo);

m : número de medidas;

n_s : número de restrições estruturais;

n_o : número de restrições operacionais;

A matriz de modificação ΔR_i também pode ser escrita como a multiplicação das matrizes abaixo:

$$\Delta R_i = E_i G_i E_i^T \quad (4.17)$$

onde:

$$E_i = e_{i_1} \dots e_{i_k} \quad (4.18)$$

e ainda:

e_{i_j} : j -ésima coluna da matriz identidade;

G_i : matriz diagonal $k \times k$;

k : número de barras suspeitas cujo status em \mathcal{H}_i difere de \mathcal{H}_0 .

Substituindo (4.17) em (4.15), pode-se reescrever a nova matriz de covariância como:

$$R_i = R + E_i G_i E_i^T \quad (4.19)$$

Desta forma, após a identificação da hipótese verdadeira e a introdução das conseqüentes modificações na matriz de covariância, o processo iterativo de estimação de estados continua até a convergência, que ainda fornecerá uma estimativa para as potências geradas cuja hipótese inicial estava incorreta.

Portanto, o novo sistema de equações para a estimação dos estados modificados será dado por:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_i \\ \lambda_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

Substituindo (4.19) em (4.20), tem-se:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R + E_i G_i E_i^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_i \\ \lambda_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

A solução do sistema (4.21) é dada por:

$$\begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_i \\ \lambda_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R + E_i G_i E_i^T \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Aplicando o teorema de Sherman-Morrison-Woodbury [29] ao sistema (4.22), obtém-se:

$$\begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_i \\ \lambda_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ E_i \end{pmatrix} M_i \begin{pmatrix} 0 & E_i^T \end{pmatrix} \begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

onde:

$$M_i = \left[G_i^{-1} + \begin{pmatrix} 0 & E_i^T \\ C & W \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ E_i \end{pmatrix} \right]^{-1} \quad (4.24)$$

$$M_i = \left[G_i^{-1} + E_i^T W E_i \right]^{-1}$$

Portanto, através de (4.2), o sistema (4.23) pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_i \\ \lambda_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda \end{bmatrix} - \begin{pmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ E_i \end{pmatrix} M_i E_i^T \lambda \quad (4.25)$$

A equação (4.25) indica a solução para o sistema modificado no caso de a hipótese alternativa i for considerada verdadeira. A determinação da hipótese verdadeira é realizada através da aplicação do teorema de Bayes, conforme mostrado na próxima seção.

4.4 Testes de Hipóteses via Teorema de Bayes

Através da ferramenta de testes de hipóteses, é possível identificar qual hipótese é verdadeira (entre a básica e as alternativas). Essencialmente, busca-se determinar qual das hipóteses é melhor suportada pelas medidas disponíveis ao estimador. Para isso, é preciso determinar a probabilidade condicional para cada hipótese em questão. A hipótese verdadeira será aquela com a maior probabilidade condicional.

Segundo o Teorema de Bayes, as probabilidades condicionais (*a posteriori*) para cada hipótese \mathcal{H}_i pode ser determinada como [25]:

$$P(\mathcal{H}_i | z) = \frac{f(z | \mathcal{H}_i) P(\mathcal{H}_i)}{\sum_{j=0}^{N_C-1} f(z | \mathcal{H}_j) P(\mathcal{H}_j)} \quad (4.26)$$

onde:

$P(\mathcal{H}_i | z)$: probabilidade condicional *a posteriori* de \mathcal{H}_i ;

$P(\mathcal{H}_i)$: probabilidade *a priori* de \mathcal{H}_i ;

$f(z | \mathcal{H}_i)$: função densidade de probabilidade condicional de z , dado que \mathcal{H}_i é verdadeiro;

z : vetor que contém os valores de medidas em tempo real, pseudomedidas e valores nulos para as posições correspondentes às restrições estruturais e operacionais, de acordo com a equação abaixo:

$$z = [z_m \quad 0 \quad 0]^T \quad (4.27)$$

Para determinar o valor de cada probabilidade *a posteriori*, é preciso calcular o valor da função densidade de probabilidade condicional $f(z | \mathcal{H}_i)$ para cada hipótese \mathcal{H}_i . Para isso, considera-se que tanto as variáveis de estado x quanto os erros de medição η são variáveis aleatórias normalmente distribuídas. Isto faz com que o vetor de medidas z também seja uma variável aleatória normalmente distribuída.

Diz-se que uma função é normalmente distribuída se sua função densidade é a curva de Gauss. Desta forma, segundo [25], para o caso de apenas uma variável y , tem-se que a função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-0.5\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad -\infty < y < \infty \quad (4.28)$$

onde:

μ : média da variável aleatória y ;

σ^2 : variância da variável aleatória y .

O expoente da equação (4.28) podem ser reescrito como [5]:

$$\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2 = (y-\mu)(\sigma^2)^{-1}(y-\mu) \quad (4.29)$$

Segundo [27], é possível escrever a equação (4.29) e o termo $\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}$ da equação (4.28) no formato multivariável da seguinte forma:

Tabela 4.1: Termos da equação de densidade de probabilidade

Formato Monovariável	Formato Multivariável
$(y - \mu)(\sigma^2)^{-1}(y - \mu)$	$(\bar{y} - y_\mu)^T \Sigma^{-1}(\bar{y} - y_\mu)$
$\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}$	$(2\pi)^{-0,5n} \Sigma ^{-0,5}$

onde os termos no formato multivariável são definidos como:

\bar{y} : vetor de variáveis aleatórias;

y_μ : vetor contendo os valores médios das variáveis aleatórias;

Σ : matriz de covariância das variáveis aleatórias;

$|\Sigma|$: determinante da matriz Σ .

Através da Tabela 4.1 e da equação (4.28) é possível reescrever a função densidade de probabilidade $f_y(\bar{y})$:

$$f_y(\bar{y}) = (2\pi)^{-0,5n} |\Sigma|^{-0,5} e^{-0,5(\bar{y}-y_\mu)^T \Sigma^{-1}(\bar{y}-y_\mu)} \quad (4.30)$$

Supõe-se que os erros de medição η também são variáveis aleatórias normalmente distribuídas. Analogamente à variável y , pode-se escrever a função densidade de probabilidade para os erros de medição da seguinte forma:

$$f_\eta(\eta | \mathcal{H}_i) = (2\pi)^{-0,5m} |R_i|^{-0,5} e^{-0,5 \eta^T R_i^{-1} \eta} \quad (4.31)$$

Sabendo-se que o vetor de medidas e restrições z pode ser escrito como:

$$z = H x + \eta \quad (4.32)$$

então [4]:

$$E\{z z^T\} = H E\{x x^T\} H^T + E\{\eta \eta^T\} = H P H^T + R \quad (4.33)$$

Desta forma, pode-se dizer que o vetor de medidas z também é uma variável aleatória normalmente distribuída e, portanto, a função densidade de probabilidade $f(z | \mathcal{H}_i)$ será dada por:

$$f(z | \mathcal{H}_i) = (2\pi)^{-0,5K} |\Omega_i|^{-0,5} e^{-0,5(z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1}(z-H\bar{x})} \quad (4.34)$$

onde:

Ω_i : é a matriz $(m + n_s + n_o) \times (m + n_s + n_o)$ de covariância de z , dada a hipótese \mathcal{H}_i ;

K : é o número de barras somado ao número de restrições operacionais ativas, correspondentes à hipótese \mathcal{H}_i .

De acordo com a equação (4.33), pode-se dizer que:

$$\Omega_i = R_i + H P H^T \quad (4.35)$$

Porém, observa-se em (4.26) que além do cálculo da função densidade probabilidade $f(z | \mathcal{H}_i)$, é necessário determinar a probabilidade *a priori* de \mathcal{H}_i , $P(\mathcal{H}_i)$. Considerando-se que todas as hipóteses são equiprováveis e que a probabilidade referente à hipótese básica \mathcal{H}_0 é nula, tem-se que:

$$P(\mathcal{H}_i) = \frac{1}{2^{N_{GDs}} - 1} \quad (4.36)$$

Através das equações (4.34) e (4.36), é possível determinar qual das hipóteses é melhor suportada pelas medidas disponíveis ao estimador e que, conseqüentemente, será considerada como verdadeira.

Na próxima seção serão apresentados alguns aspectos computacionais com o objetivo de melhorar a eficiência do cálculo da função densidade de probabilidade $f(z | \mathcal{H}_i)$. Também será mostrado como é possível determinar a hipótese verdadeira mesmo quando o valor do expoente de $f(z | \mathcal{H}_i)$ é muito elevado, o que tende a provocar problemas numéricos no cálculo das probabilidades condicionais.

4.5 Aspectos Computacionais

Devido a possíveis ocorrências de problemas numéricos no cálculo da função densidade de probabilidade $f(z | \mathcal{H}_i)$, algumas técnicas computacionais específicas devem ser aplicadas com o objetivo de viabilizar a obtenção dos resultados desejados. Nesta seção, três aspectos serão analisados:

- Cálculo do determinante $|\Omega_i|$;
- Cálculo do expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$;
- Identificação da hipótese verdadeira mesmo face à ocorrência de valores muito elevados do expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$.

Métodos computacionalmente eficientes para a determinação tanto do determinante $|\Omega_i|$ quanto do expoente da função densidade de probabilidade $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$ já foram estudados em outros trabalhos, conforme mostrado em [4] e [5]. Porém, a identificação da hipótese verdadeira, mesmo face à ocorrência de valores muito elevados do expoente da função densidade de probabilidade $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$, é uma contribuição deste trabalho. Cada um destes tópicos é analisado em detalhes nas subseções seguintes.

4.5.1 Cálculo do determinante $|\Omega_i|$

O esforço computacional em tempo real para obter o determinante $|\Omega_i|$ pode ser elevado quando o número de hipóteses for elevado. Para realizar este cálculo de forma mais eficiente, considere novamente a equação (4.35) [4]:

$$\Omega_i = R_i + H P H^T \quad (4.37)$$

Sabendo-se que $R_i = R + E_i G_i E_i^T$ (equação (4.19)), tem-se que a equação (4.37) pode ser reescrita como:

$$\Omega_i = R + E_i G_i E_i^T + H P H^T \quad (4.38)$$

Considerando:

$$\Omega_o = R + H P H^T \quad (4.39)$$

tem-se:

$$\Omega_i = \Omega_o + E_i G_i E_i^T \quad (4.40)$$

ou:

$$\Omega_i = \Omega_o [I + \Omega_o^{-1} E_i G_i E_i^T] \quad (4.41)$$

onde:

I : matriz identidade de dimensão $m \times m$.

Portanto, o determinante da matriz Ω_i será dado por:

$$|\Omega_i| = |\Omega_o| \left| I + \Omega_o^{-1} E_i G_i E_i^T \right| \quad (4.42)$$

Utilizando a propriedade de determinante de produto de matrizes [28], tem-se que a equação (4.42) pode ser reescrita como [4]:

$$|\Omega_i| = |\Omega_o| \left| I_k + G_i E_i^T \Omega_o^{-1} E_i \right| \quad (4.43)$$

onde:

I_k : matriz identidade de dimensão $k \times k$.

k : número de barras suspeitas cujo status em \mathcal{H}_i difere de \mathcal{H}_o .

Esta diminuição das dimensões do sistema de m para k conforme apresentado em (4.42) e (4.43) reflete-se diretamente no esforço computacional exigido. Mesmo assim, é possível tornar o cálculo ainda mais eficiente. Para isso, considera-se uma nova função densidade de probabilidade dada por:

$$f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) = \frac{f(z | \mathcal{H}_i)}{|\Omega_o|^{-0,5}} = (2\pi)^{-0,5K} \left(\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} \right)^{-0,5} e^{-0,5(z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z-H\bar{x})} \quad (4.44)$$

A equação da probabilidade condicional *a posteriori* $P(\mathcal{H}_i | z)$ (4.26), pode ser reescrita como:

$$P(\mathcal{H}_i | z) = \frac{|\Omega_o|^{-0,5} f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) P(\mathcal{H}_i)}{\sum_{j=0}^{N_C-1} |\Omega_o|^{-0,5} f_{mod}(z | \mathcal{H}_j) P(\mathcal{H}_j)} \quad (4.45)$$

Sabendo-se que Ω_o é uma matriz que independe da hipótese considerada a probabilidade condicional *a posteriori* $P(\mathcal{H}_i | z)$ terá como nova equação:

$$P(\mathcal{H}_i | z) = \frac{f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) P(\mathcal{H}_i)}{\sum_{j=0}^{N_C-1} f_{mod}(z | \mathcal{H}_j) P(\mathcal{H}_j)} \quad (4.46)$$

Para o cálculo da função densidade de probabilidade modificada $f_{mod}(z | \mathcal{H}_i)$, segundo

(4.44), é preciso determinar o valor de $\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|}$. De (4.43), tem-se:

$$\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} = \left| I_k + G_i E_i^T \Omega_o^{-1} E_i \right| \quad (4.47)$$

Com este artifício de substituir $f(z | \mathcal{H}_i)$ por $f_{mod}(z | \mathcal{H}_i)$ na determinação da probabilidade condicional *a posteriori* $P(\mathcal{H}_i | z)$, evita-se o cálculo explícito do determinante $|\Omega_o|$.

Ainda é possível definir:

$$W_{mod} = I_k + G_i E_i^T \Omega_o^{-1} E_i \quad (4.48)$$

Realizando a fatoração da matriz $W_{mod} = L_W D_W U_W$, tem-se que, finalmente, a razão de determinantes pode ser facilmente calculada da seguinte forma [4]:

$$\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} = |W_{mod}| = |L_W D_W U_W| = |D_W| \quad (4.49)$$

$$\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} = \prod_{i=1}^k D_W(i,i)$$

Através de (4.49), o programa se torna mais eficiente no cálculo das probabilidades condicionais devido à grande redução de esforço computacional exigido.

4.5.2 Cálculo do expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$

Além do determinante $|\Omega_i|$, o expoente da função densidade de probabilidade $f(z | \mathcal{H}_i)$, $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$ também pode afetar o desempenho computacional nos cálculos das probabilidades condicionais *a posteriori*. Sendo assim, é necessário buscar uma metodologia mais eficiente para o cálculo deste expoente. Por conveniência, a equação (4.7) é transcrita abaixo:

$$\lambda = W (z - H \bar{x}) \quad (4.50)$$

Das equações (4.10) e (4.39), tem-se [4]:

$$W = (\Omega_o)^{-1} \quad (4.51)$$

Substituindo (4.51) em (4.50), tem-se que o expoente da função densidade de probabilidade pode ser expresso em termos do vetor de multiplicadores de Lagrange da seguinte forma:

$$(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x}) = (z - H \bar{x})^T \lambda_i \quad (4.52)$$

onde λ_i é o vetor de multiplicadores de Lagrange modificado que representa a hipótese alternativa i . Através de (4.25), tem-se que λ_i pode ser escrito como:

$$\lambda_i = (0 \quad I) \left[\begin{pmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ E_i \end{pmatrix} M_i E_i^T \lambda \right] \quad (4.53)$$

Substituindo (4.53) em (4.52), tem-se que o expoente será dado por:

$$\begin{aligned} (z - H \bar{x})^T \lambda_i &= (0 \quad (z - H \bar{x})^T) \left[\begin{pmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ E_i \end{pmatrix} M_i E_i^T \lambda \right] \\ (z - H \bar{x})^T \lambda_i &= (z - H \bar{x})^T \lambda - (0 \quad (z - H \bar{x})^T) \left[\begin{pmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ E_i \end{pmatrix} M_i E_i^T \lambda \right] \end{aligned} \quad (4.54)$$

Com o objetivo de simplificar o cálculo do expoente, fatora-se a matriz do Tableau Esparso, da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R_i \end{bmatrix} = L D L^T \quad (4.55)$$

de modo que a inversa da matriz Tableau será dada por:

$$\begin{bmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & W \end{bmatrix} = L^{-T} D^{-1} L^{-1} \quad (4.56)$$

Considera-se ainda que:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} 0 \\ z_{mod} \end{bmatrix} &= L^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ z - H \bar{x} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ E_{i_{mod}} \end{bmatrix} &= L^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ E_i \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.57)$$

Substituindo (4.57) e (4.56) em (4.54) tem-se que o expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$ pode finalmente ser calculado por [4]:

$$(z - H \bar{x})^T \lambda_i = (z - H \bar{x})^T \lambda - \begin{pmatrix} 0 & z_{mod}^T \end{pmatrix} D^{-1} \begin{pmatrix} 0 \\ E_{i_{mod}} \end{pmatrix} M_i E_i^T \lambda \quad (4.58)$$

Portanto, através de (4.58), o expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$ pode ser facilmente calculado. Este procedimento tem sido utilizado na identificação de transações bilaterais e na identificação de erros de topologia [3], [4], porém, alguns problemas numéricos devido a valores elevados deste expoente podem prejudicar a identificação da hipótese verdadeira. Na próxima subsecção é apresentada uma contribuição deste trabalho, que visa tentar contornar tais problemas.

4.5.3 Identificação de \mathcal{H}_i para valores elevados do expoente de $f_{mod}(z | \mathcal{H}_i)$

Através de algumas simulações realizadas foi detectado que o valor do expoente $(z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})$ em muitos casos torna-se demasiado elevado, inviabilizando a obtenção de valores significativos para a função densidade de probabilidade modificada, $f_{mod}(z | \mathcal{H}_i)$. Através de alguns artifícios matemáticos foi possível reescrever esta função de maneira que seja possível identificar qual a maior probabilidade a posteriori sem calcular o valor para cada hipótese alternativa.

Para isso, primeiramente foi considerada a equação (4.44):

$$f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) = (2\pi)^{-0,5K} \left(\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} \right)^{-0,5} e^{-0,5(z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z-H\bar{x})} \quad (4.59)$$

Sabe-se que:

$$\Omega = e^{\ln(\Omega)} \quad (4.60)$$

onde:

$$\Omega = \frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} \quad (4.61)$$

Substituindo (4.60) em (4.59), tem-se:

$$f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) = (2\pi)^{-0,5K} e^{-0,5 \ln(\Omega)} e^{-0,5(z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1}(z-H\bar{x})}$$

$$f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) = (2\pi)^{-0,5K} e^{-0,5 [\ln(\Omega) + (z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1}(z-H\bar{x})]}$$
(4.62)

Para simplificar a notação, a equação (4.62) pode ser escrita como:

$$f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) = \beta e^{-\alpha_i}$$
(4.63)

onde:

$$\alpha_i = 0,5 [\ln(\Omega) + (z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1}(z-H\bar{x})]$$

$$\beta = (2\pi)^{-0,5K}$$
(4.64)

Substituindo (4.63) em (4.46), tem-se:

$$P(\mathcal{H}_i | z) = \frac{\beta e^{-\alpha_i} P(\mathcal{H}_i)}{\sum_{j=0}^{N_C-1} \beta e^{-\alpha_j} P(\mathcal{H}_j)}$$
(4.65)

Sabendo-se que as probabilidades *a priori* $P(\mathcal{H}_i)$ são equiprováveis, conforme mostrado em (4.36), pode-se realizar algumas simplificações em (4.65). Desta forma, tem-se:

$$P(\mathcal{H}_i | z) = \frac{e^{-\alpha_i}}{\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}}$$
(4.66)

O objetivo da aplicação deste método é identificar a hipótese com maior probabilidade condicional *a posteriori*. Portanto,

$$P_{max}(\mathcal{H}_i | z) = \max \left\{ \frac{e^{-\alpha_1}}{\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}}; \frac{e^{-\alpha_2}}{\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}}; \dots; \frac{e^{-\alpha_{(N_C-1)}}}{\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}} \right\}$$
(4.67)

Como o denominador $\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}$ é igual para todos os termos, pode-se reescrever

(4.67) da seguinte forma:

$$P_{max}(\mathcal{H}_i | z) = \frac{1}{\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}} \max\{e^{-\alpha_1}; e^{-\alpha_2}; \dots; e^{-\alpha_{(N_C-1)}}\} \quad (4.68)$$

Através de (4.68), é possível concluir que para identificação da hipótese alternativa cujo valor da probabilidade condicional *a posteriori* é máximo, pode ser obtido comparando-se simplesmente os valores do expoente α_i . A hipótese com menor valor de α_i será aquela cuja probabilidade condicional *a posteriori* é máxima. Portanto:

$$P_{max}(\mathcal{H}_i | z) = \frac{e^{-\alpha_i}}{\sum_{j=0}^{N_C-1} e^{-\alpha_j}} \quad (4.69)$$

onde $\alpha_i = \min\{\alpha_1; \alpha_2; \dots; \alpha_{(N_C-1)}\}$.

Através deste método, é possível identificar quais das hipóteses alternativas são verdadeiras mesmo quando o valor do expoente da função densidade de probabilidade for elevado.

Na próxima seção será apresentado o algoritmo completo para identificação da geração distribuída em sistemas de distribuição utilizando a estimação de estados e os testes estatísticos de hipóteses.

4.6 Algoritmo

O algoritmo completo para a estimação de estados e os testes de hipóteses para identificação da geração distribuída em sistemas de distribuição está descrito nos passos a seguir:

Passo 1 - Dados do sistema: os seguintes dados sobre o alimentador devem ser disponibilizados ao programa:

- condutância, reatância, susceptância shunt de cada linha;
- dados da topologia da rede obtidos através do configurador de redes;
- possíveis taps de transformadores de cada linha;
- medidas em tempo real de corrente e fluxo ativo e reativo nas linhas;
- medidas em tempo real de tensão e injeção de potência nas barras;
- pseudomedidas de injeção de potência nas barras;
- variâncias das medidas em tempo real e pseudomedidas;
- barras com potencial de terem GD;
- barras com injeção de potência nula;
- barra de referência;
- limite inferior e superior da tensão para determinação das informações *a priori*.

Passo 2 – Inicialização: determinação do número máximo de iterações, tolerância para convergência, valor inicial para $\Delta\hat{x}$ (maior que a tolerância) e valores iniciais para tensões nas barras. Logo em seguida, é iniciado o processo iterativo, com $k = 1$.

Passo 3 – Teste de Convergência: Verifica-se se $\|\Delta\hat{x}\|$ é menor que o valor de tolerância especificado. Em caso positivo, o programa apresenta o resultado final da estimação de estados, juntamente com os valores de GD de cada barra que foi identificada. Em caso contrário, vá ao Passo 4.

Passo 4 – Estimativa Parcial dos Estados: primeiramente, os fluxos nas linhas são calculados considerando os valores de tensão nas barras da atual iteração. Com estes valores dos fluxos e com as medidas em tempo real e pseudomedidas fornecidas ao estimador, é possível montar a matriz Tableau Esparsa e o vetor do lado direito do sistema de equações:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\hat{x}_i \\ \lambda_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^{(k)}) \\ z - h(\hat{x}^{(k)}) \end{bmatrix} \quad (4.70)$$

Resolvendo-se o sistema acima, calcula-se o novo estado para o sistema:

$$\hat{x}^{(k+1)} = \hat{x}^{(k)} + \Delta \hat{x} \quad (4.71)$$

Passo 5 – Teste de iteração: Caso $k = 2$, ir para Passo 6. Se não, faça $k = k + 1$ e volte ao Passo 3.

Passo 6 – Multiplicadores de Langrange Normalizados: Cálculo dos multiplicadores de Lagrange, através de:

$$\lambda_i^N = \frac{\lambda_i}{\sqrt{W_{ii}}} \quad (4.72)$$

sendo $W = (H P H^T + R)^{-1}$.

Passo 7 – Teste de barras suspeitas: Caso $|\lambda_o^N \max| > \lambda_t$, então existe barra suspeita.

Desta forma, vá para o Passo 8. Se não, faça $k = k + 1$ e volte ao Passo 3.

Passo 8 – Testes de Hipóteses: para cada hipótese alternativa \mathcal{H}_i , a probabilidade condicional é calculada através de:

$$P(\mathcal{H}_i | z) = \frac{f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) P(\mathcal{H}_i)}{\sum_{j=0}^{N_C-1} f_{mod}(z | \mathcal{H}_j) P(\mathcal{H}_j)} \quad (4.73)$$

onde:

$$f_{mod}(z | \mathcal{H}_i) = (2\pi)^{-0,5K} \left(\frac{|\Omega_i|}{|\Omega_o|} \right)^{-0,5} e^{-0,5(z-H\bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z-H\bar{x})} \quad (4.74)$$

Apenas no caso de problemas numéricos no cálculo de $P(\mathcal{H}_i | z)$, será aplicada a técnica descrita em 4.5.3. A hipótese verdadeira é identificada através do menor valor de α_i , onde:

$$\alpha_i = 0,5 [\ln(\Omega) + (z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})] \quad (4.75)$$

Com a identificação da hipótese verdadeira, pode-se seguir ao Passo 9.

Passo 9 – Desativação das Restrições Operacionais: Sabendo-se que a hipótese \mathcal{H}_i é verdadeira, é necessário desativar as restrições operacionais, segundo descrito em 4.3. Para isso basta alterar os valores correspondentes na matriz de covariância, ou seja, $R_i = R + \Delta R_i$, onde:

$$\Delta R_i = \text{diag} \left\{ \overbrace{0, \dots, 0}^{m+n_s}, \overbrace{0, \dots, 0, \gamma, 0, \dots, 0, \gamma, 0, \dots}^{n_o} \right\} \quad (4.76)$$

Faça $k = k + 1$ e volte ao Passo 3.

Na Figura 4.1 a seguir, é apresentado um fluxograma simplificado para melhorar a visualização do algoritmo proposto.

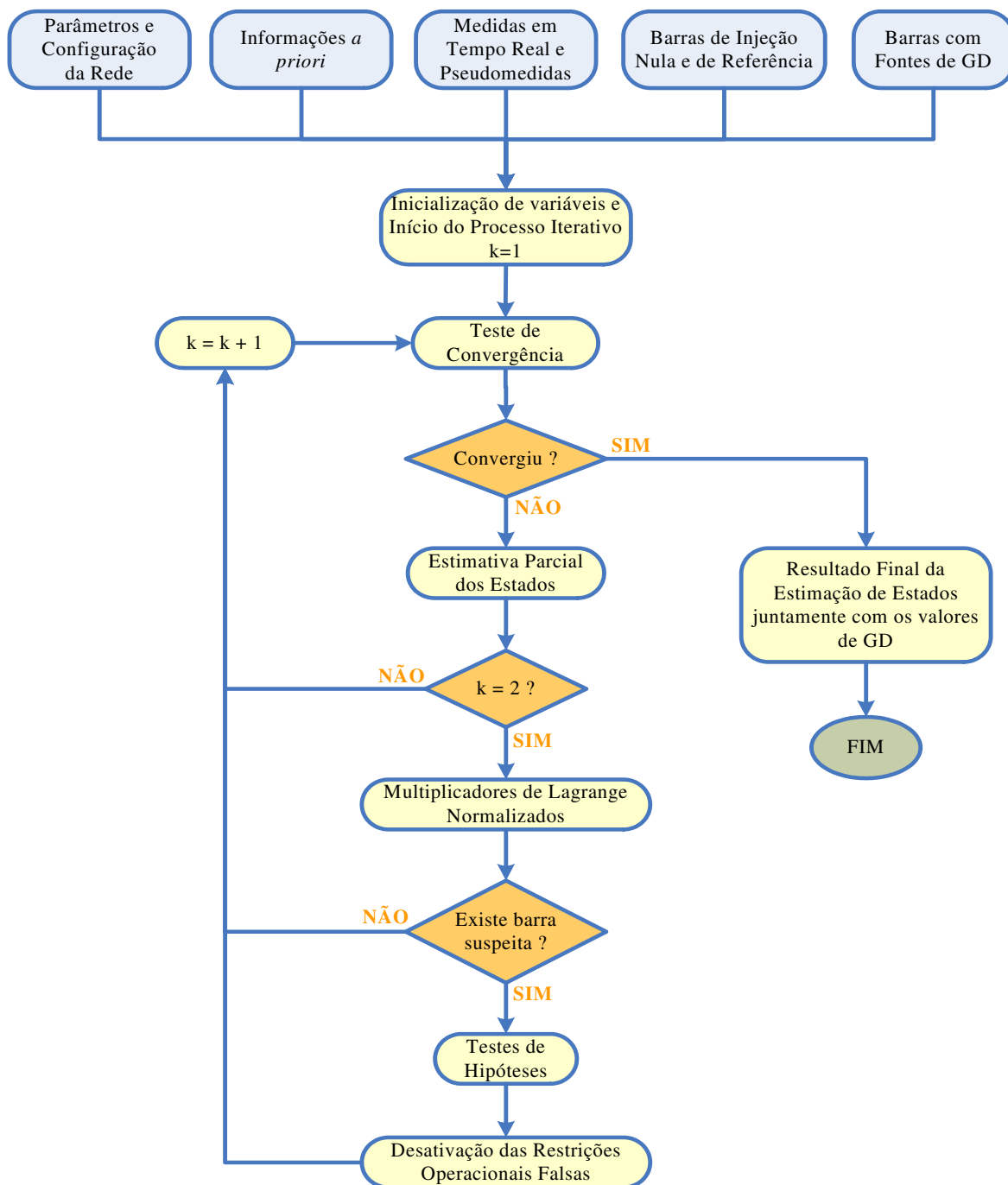


Figura 4.1: Fluxograma simplificado do algoritmo proposto

4.7 Conclusão

Neste capítulo é abordado o uso de Testes Estatísticos de Hipóteses para identificação de fontes ativas de GD em pontos de um alimentador de distribuição. Faz-se uso do Teorema de Bayes para o cálculo dos valores das probabilidades condicionais *a posteriori* para cada hipótese alternativa. A hipótese com a maior probabilidade *a posteriori* é identificada como verdadeira. São discutidos também alguns aspectos computacionais que visam a melhoria na eficiência do cálculo destas probabilidades.

Além da melhoria na eficiência computacional, é apresentada uma nova metodologia para tentar contornar alguns problemas numéricos que podem acontecer durante o cálculo das probabilidades condicionais *a posteriori* prejudicando, conseqüentemente, a identificação das barras com fontes ativas de GD. Esta metodologia baseia-se na constatação de que não é preciso calcular explicitamente o valor de cada probabilidade condicional *a posteriori* para identificar quais delas é a máxima e, conseqüentemente qual hipótese é verdadeira.

A partir da hipótese verdadeira, as restrições operacionais do problema de estimação de estados serão desativadas, o que é implementado mediante o uso de valores elevados para as respectivas variâncias.

A ferramenta de testes de hipóteses tem sido muito utilizada em outros estudos na área de sistemas potência, como por exemplo na identificação de transações bilaterais em ambiente desregulamentado [5] e na identificação de erros de topologia [4]. Ambos os casos foram aplicados a sistemas de transmissão e obtiveram resultados importantes e confiáveis.

No próximo capítulo, serão apresentados dois casos de estudo: o primeiro utilizando um alimentador de 34 barras do IEEE e o segundo utilizando um alimentador real de 47 barras fornecido por uma concessionária de energia do Sul do Brasil.

Capítulo 5

Simulações e Resultados

5.1 Introdução

Neste capítulo, a metodologia proposta para identificação de GD em sistemas de distribuição será aplicada a dois alimentadores diferentes. O primeiro baseia-se em um sistema do IEEE de 34 barras [30] enquanto que o segundo é um alimentador real de uma concessionária de distribuição do Sul do Brasil. Para ambos os sistemas, várias condições de GD serão testadas para validação do método.

Para simulação das medidas em tempo real, utiliza-se primeiramente um programa de fluxo de potência e posteriormente um simulador de medidas cuja entrada são os resultados do fluxo de potência. Desta forma, são geradas as medidas em tempo real necessárias para a estimação dos estados.

Injeções de potência foram tratadas como pseudomedidas e também foram extraídas do programa de fluxo de potência, porém sua incerteza é superior às medidas em tempo real. Sendo assim, suas variâncias foram consideradas maiores que as variâncias das demais medidas.

Nas próximas seções serão apresentados os resultados obtidos para cada sistema utilizando o método de identificação de GD em alimentadores de distribuição via estimação de estados e testes estatísticos de hipóteses.

5.2 Sistema IEEE: 34 Barras

As primeiras simulações da metodologia proposta foram realizadas utilizando o sistema-teste de 34 barras do IEEE [30], cujo diagrama está mostrado na Figura 5.1 a seguir.

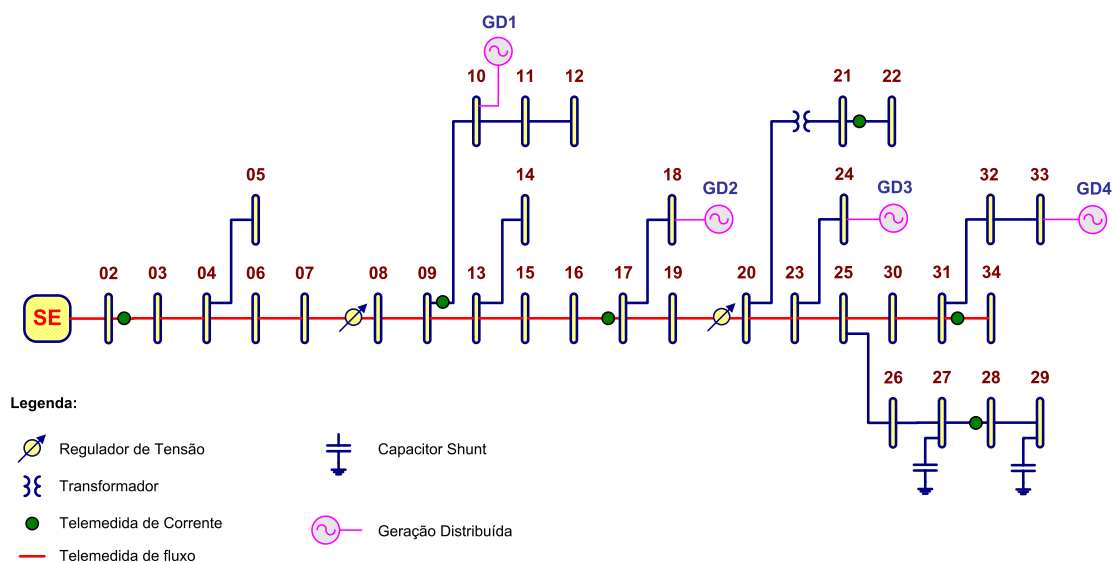


Figura 5.1: Diagrama do Sistema do IEEE de 34 barras

Para este sistema foram consideradas 4 barras com possibilidade de terem Geração Distribuída (GD).

Com o objetivo de inserir um número pequeno de medidas, a seguinte metodologia foi adotada para determinação do plano de medição deste sistema:

- medidas de fluxo ativo e reativo: inseridas no alimentador principal (linhas representadas em vermelho na Figura 5.1);
- medida de tensão: inserida apenas na saída da subestação (SE);
- medidas de corrente: inseridas aleatoriamente.

Desta forma, é gerado o plano de medição representado na Tabela 5.1. Os valores das medidas de corrente são elevadas ao quadrado para resolver problemas de observabilidade e convergência conforme proposto em [17].

Mesmo com todas as medidas mostradas na Tabela 5.1, exceto as medidas de corrente, o sistema mostra-se não-observável. O problema é contornado com o acréscimo de pseudomedidas de injeção de potência ativa e reativa, obtidas, por exemplo, a partir de estudos de previsão de carga. É importante observar que com as medidas de fluxo ativo e

reativo, a medida de tensão e as pseudomedidas de injeção o sistema já é observável. Portanto, as medidas de corrente são utilizadas apenas para aumentar a redundância do plano de medição.

Tabela 5.1: Sistema 34 barras - Plano de Medição

Medida	Localização (barras)
Tensão	Barra 01 (SE).
Fluxo Ativo e Reativo	01-02; 02-03; 03-04; 04-06; 06-07; 07-08; 08-09; 09-13; 13-15; 15-16; 16-17; 17-19; 19-20; 20-23; 23-25; 25-30; 30-31; 31-34.
Corrente	02-03; 09-10; 16-17; 21-22; 28-27; 31-34.

Considera-se que pseudomedidas de injeção são utilizadas em todas as barras, com exceção daquelas com GD. As variâncias a elas atribuídas são mais elevadas que as das telemidas, para refletir o maior grau de incerteza que se espera deste tipo de informação.

No que diz respeito às potências geradas para as barras com GD, supõe-se inicialmente que o operador as considera todas nulas. Matematicamente, este dado é representado através das restrições operacionais correspondentes, a serem satisfeitas pelo estimador de estados.

5.2.1 Caso 1: Sistema com 4 fontes ativas de GD

Considera-se neste caso que a Geração Distribuída, diferentemente do suposto pelo operador, tem na verdade o perfil indicado na Tabela 5.2. (A coluna *Status* da Tabela 5.2 indica se a fonte de GD está ou não injetando potência no sistema).

Como o estimador inicialmente não considera nenhuma fonte de GD ativa, a hipótese básica será:

$$H_0 = \{0 \ 0 \ 0 \ 0\}$$

Nestas condições, os multiplicadores de Lagrange normalizados associados às restrições operacionais, calculados na segunda iteração do processo de estimação de estados, são os mostrados na Tabela 5.3. A partir destes valores, da equação (4.11) e considerando $\lambda_i = 3.0$,

conclui-se que todas as barras em teste (10, 18, 24 e 33) são suspeitas de estarem injetando potência no sistema, ao contrário do que foi suposto inicialmente.

Tabela 5.2: Sistema 34 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 1)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	10	100,0	1
2	18	150,0	1
3	24	120,0	1
4	33	120,0	1

Tabela 5.3: Sistema 34 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 1)

GD	Barra	λ_i^N
1	10	-108,6
2	18	-177,4
3	24	-170,9
4	33	-130,5

A partir dos resultados da Tabela 5.3, são realizados os Testes de Hipóteses, que apontam apenas uma hipótese alternativa \mathcal{H}_i com probabilidade condicional *a posteriori* diferente de zero e, conseqüentemente igual a 1:

$$\mathcal{H}_i = \{1 \ 1 \ 1 \ 1\}$$

Com a hipótese verdadeira, é possível estimar os estados do sistema desativando as restrições operacionais correspondentes (no caso, todas), através de (4.19). Os resultados finais de GD para cada barra estão mostrados na Tabela 5.4, que coincidem com os valores reais, como esperado.

Calculando-se os fluxos a partir dos valores dos estados estimados, é possível verificar que a presença de geração nas barras pode inverter o sentido dos fluxos, que em

sistemas de distribuição sem GD usualmente apresentam sentidos pré-definidos (da subestação para as cargas). Apenas a GD1 (barra 10) não alterou o sentido convencional dos fluxos em sua proximidade. A Figura 5.2 mostra os fluxos que tiveram seu sentido alterado com a injeção de GD no sistema.

Tabela 5.4: Sistema 34 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 1)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	10	100,0	1
2	18	150,0	1
3	24	120,0	1
4	33	120,0	1

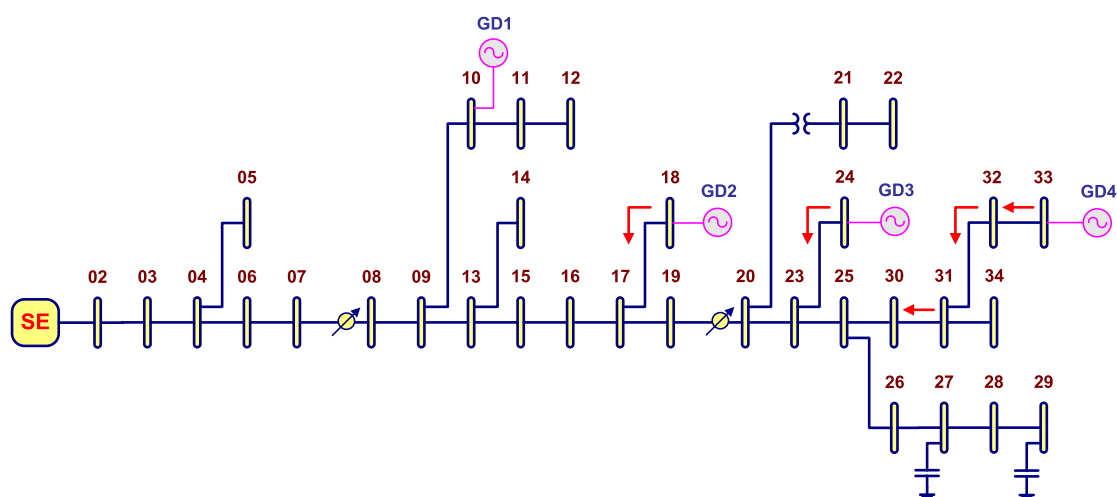


Figura 5.2: Fluxos com sentidos alterados devido à injeção de GD (Caso 1)

Decisões operativas incorretas podem ser tomadas caso o operador desconheça o real sentido dos fluxos. Portanto, através desta metodologia, é possível operar o sistema com mais segurança e confiabilidade.

Percebe-se neste exemplo que o resultado obtido pelo teste de hipóteses coincide com o obtido pelo cálculo dos multiplicadores de Lagrange normalizados, o que não deve ser confundido com uma regra geral. O Caso 2 a seguir mostra os resultados obtidos pela metodologia proposta para um perfil de GD diferente do Caso 1.

5.2.2 Caso 2: Sistema com 2 fontes ativas de GD

Supõe-se agora que o novo perfil de GD seja o mostrado na Tabela 5.5.

Tabela 5.5: Sistema 34 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 2)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	10	100,0	1
2	18	150,0	1
3	24	0,0	0
4	33	0,0	0

Para este caso, considera-se que as barras 24 e 33 têm condições de injetar potência no sistema, porém na condição analisada não o estão fazendo.

Assim como no caso 1, o estimador desconhece a existência de fontes de GD ativas. Desta forma, a hipótese básica corresponde a:

$$H_0 = \{0 \ 0 \ 0 \ 0\}$$

Considerando as mesmas condições do Caso 1 e os valores dos multiplicadores de Lagrange mostrados na Tabela 5.6, conclui-se que todas as barras em teste (10, 18, 24 e 33) são suspeitas de estarem injetando potência no sistema (barras com fontes de GD ativas).

Tabela 5.6: Sistema 34 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 2)

GD	Barra	λ_i^N
1	10	-96,5
2	18	-110,6
3	24	-92,6
4	33	-22,4

Nota-se que as GDs das barras 24 e 33, mesmo sendo iguais à zero, são incluídas no conjunto de suspeitas, pois os multiplicadores de Lagrange normalizados correspondentes ultrapassam o limite superior de $\lambda_i = 3,0$.

Como no caso anterior, a execução do teste de hipóteses revela uma única hipótese alternativa \mathcal{H}_i com probabilidade diferente de zero, que é a hipótese:

$$\mathcal{H}_i = \{1 \ 1 \ 0 \ 0\}$$

Desativando as restrições operacionais referentes às barras 10 e 18 e mantendo a restrição relativa às barras 24 e 33, é possível estimar os estados do sistema de distribuição, resultando nas potências geradas indicadas na Tabela 5.7, que novamente mostram-se compatíveis com o perfil verdadeiro.

Tabela 5.7: Sistema 34 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 2)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	10	100,0	1
2	18	150,0	1
3	24	0,0	0
4	33	0,0	0

Diferentemente do caso 1, o resultado do teste de hipóteses não coincide com o obtido através do cálculo dos multiplicadores de Lagrange normalizados pois na ocorrência de erros múltiplos não se pode garantir que os maiores valores de λ_i^N estejam associados às restrições errôneas [24]. Este fato reforça a importância do teste de hipóteses durante o processo de estimação de estados para uma correta identificação de GD no sistema.

Sem a injeção de potência nas barras 24 e 33, apenas uma linha terá seu sentido diferente do convencionalmente utilizado em sistemas de distribuição (Figura 5.3). Mesmo isso ocorrendo para apenas uma linha, a segurança do sistema pode ser afetada caso o operador desconheça a presença da geração distribuída nas barras 10 e 18.

É importante observar também que, apesar da GD1 (barra 10) não influenciar no sentido dos fluxos, ela altera os valores dos fluxos em sua redondeza. Este aspecto será

melhor discutido no próximo caso, onde nenhuma fonte de GD estará verdadeiramente ativa, isto é, todas as injeções das fontes de GD são nulas.

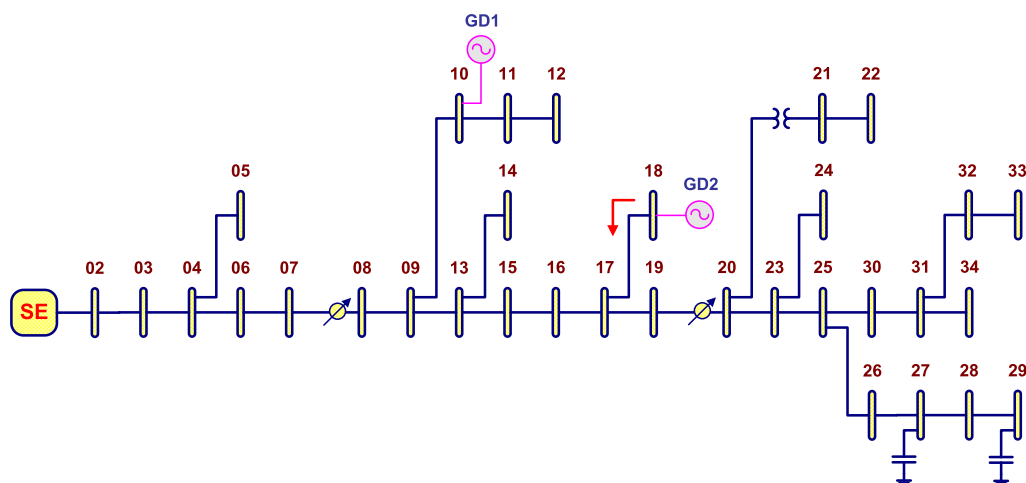


Figura 5.3: Fluxo com sentido alterado devido à injeção de GD (Caso 2)

5.2.3 Caso 3: Sistema sem fontes ativas de GD

Considerando agora que o novo perfil de GD seja o mostrado na Tabela 5.8.

Tabela 5.8: Sistema 34 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 3)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	10	0,0	0
2	18	0,0	0
3	24	0,0	0
4	33	0,0	0

Analogamente aos casos anteriores, a hipótese básica será dada por:

$$H_0 = \{0 \ 0 \ 0 \ 0\}$$

Os multiplicadores de Lagrange calculados são mostrados na Tabela 5.9. Nota-se que em nenhuma barra o limite superior para os multiplicadores de Lagrange normalizados é ultrapassado ($\lambda_i = 3,0$). Sendo assim, a hipótese básica é considerada como verdadeira e

as iterações do estimador prosseguem sem a necessidade do cálculo das probabilidades condicionais *a posteriori*.

Tabela 5.9: Sistema 34 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 3)

GD	Barra	λ_i^N
1	10	1,67
2	18	-0,70
3	24	-0,61
4	33	-0,12

O resultado final das injeções nas barras com possibilidade de serem fontes de GD após a estimação de estados está mostrado na Tabela 5.10.

Tabela 5.10: Sistema 34 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 3)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	10	0,0	0
2	18	0,0	0
3	24	0,0	0
4	33	0,0	0

Neste caso, todos os fluxos nas linhas tem seu sentido convencional. Verifica-se que apesar da injeção na barra 10 nos casos 1 e 2 não inverter o sentido dos fluxos em sua redondeza, gerou uma alteração direta no valor do fluxo nas linhas anteriores à barra 10. Na Tabela 5.11 os fluxos até a barra 10 são mostrados para cada caso.

É importante notar que o Caso 1 foi aquele que menos exigiu injeção de potência da subestação, já que este era o caso com maior valor de injeção por fontes de GD (490kW) seguido do caso 2 (250kW). Portanto, os valores dos fluxos nas linhas 1 a 8 sofrem influência das 4 GDs para o Caso 1 e das 2 GDs para o Caso 2.

Já o fluxo da linha 9, é influenciado apenas pela GD1 localizada na barra 10. Como em ambos os casos 1 e 2 esta geração está ativa, o valor de fluxo não difere. Porém, como

seria de se esperar, isto já não acontece quando não há injeção de potência na barra 10. Nota-se uma diferença considerável entre os fluxos quando comparado o caso 3 com os casos 1 e 2. Em conclusão, observa-se que injeções de potência em barras no sistema de distribuição, quando não devidamente monitoradas podem afetar fortemente os fluxos no alimentador e seus ramais e o desconhecimento de seus valores pode comprometer a segurança e confiabilidade da operação. Também é importante ressaltar que a inclusão da GD em alimentadores de distribuição contribui para descongestionar os ramos da rede de distribuição.

Tabela 5.11: Sistema 34 barras - Comparação dos fluxos entre os três casos estudados

Linha	Barra Inicial	Barra Final	Fluxo nas linhas (kW)		
			Caso 1	Caso 2	Caso 3
1	1	2	277,5	533,6	803,4
2	2	3	261,7	517,6	787,0
3	3	4	246,0	501,7	770,8
4	4	5	7,90	7,90	7,90
5	4	6	228,7	481,3	744,8
6	6	7	227,2	476,2	733,6
7	7	8	225,9	472,3	724,7
8	8	9	225,9	472,3	724,7
9	9	10	70,5	70,6	170,7

Além dos fluxos de potência nos ramos, é também importante analisar o comportamento da tensão para os casos em estudo. O perfil de tensão para os três casos está mostrado no gráfico da Figura 5.4. Percebe-se através deste gráfico que com a inserção da GD no sistema a tensão em pontos da rede pode se tornar elevada, dependendo do sistema e dos taps dos transformadores utilizados ao longo do alimentador. Este fato reforça a idéia que, em sistemas de distribuição com fontes de GD, a ocorrência de

sobretensões ao longo do alimentador deve merecer tanta atenção quanto as subtensões, para garantir a qualidade da energia entregue aos consumidores finais.

Na próxima seção, serão realizadas simulações utilizando a metodologia proposta para um alimentador real de distribuição de uma concessionária do Sul do Brasil.

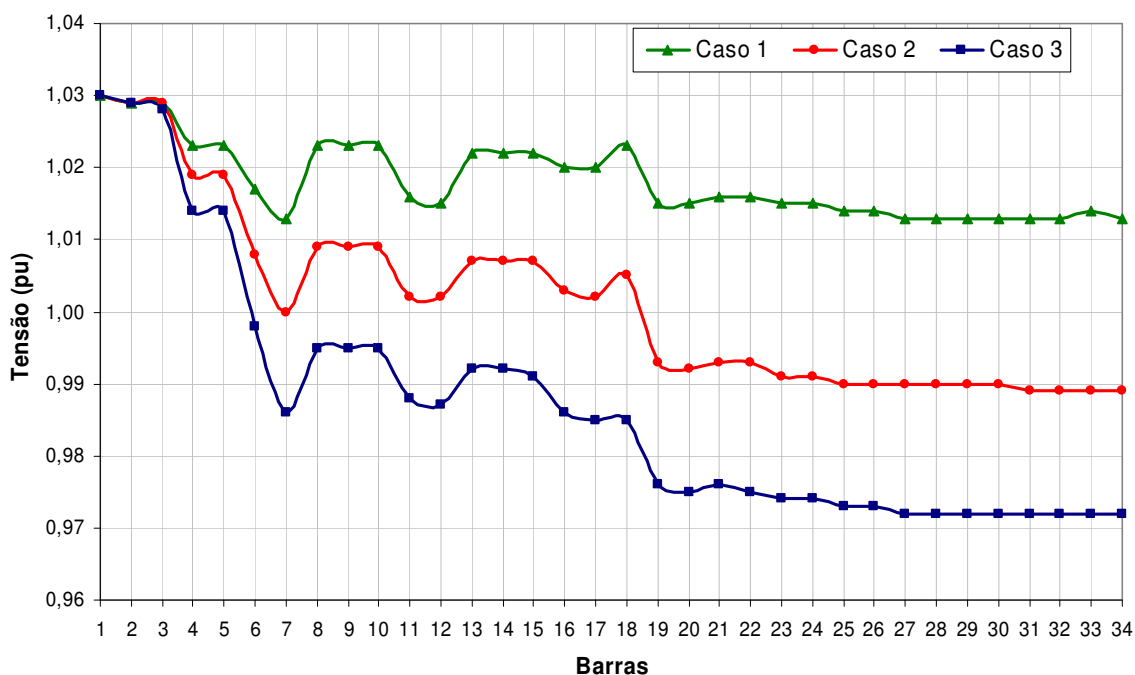


Figura 5.4: Perfil de tensão para os três casos estudados

5.3 Sistema Real: 47 Barras

Seja o sistema real de uma concessionária de energia do sul do Brasil o mostrado na Figura 5.5. Das 47 barras, apenas 3 tem a capacidade de serem fontes de GD. São elas: 12, 26 e 46. Pelo diagrama do sistema apresentado na Figura 5.5, percebe-se que neste sistema não é nítida a identificação de um alimentador principal como é o caso do sistema do IEEE de 34 barras estudado no item 5.2.

A metodologia utilizada para a inserção de telemidas em tempo real ao longo do alimentador obedece os seguintes critérios:

- medidas de fluxo ativo e reativo: são inseridas primeiramente medidas de fluxo em todas as linhas onde ocorre derivação do alimentador (09-10; 09-28; 11-12; 11-15; 39-40 e 39-41). Em seguida são inseridas medidas de fluxo a cada 3 trechos de alimentador (ver Figura 5.5).
- medida de tensão: inserida apenas na saída da subestação (SE);
- medidas de corrente: inseridas aleatoriamente.

O plano de medição resultante da aplicação destes critérios ao sistema-teste é dado na Tabela 5.12.

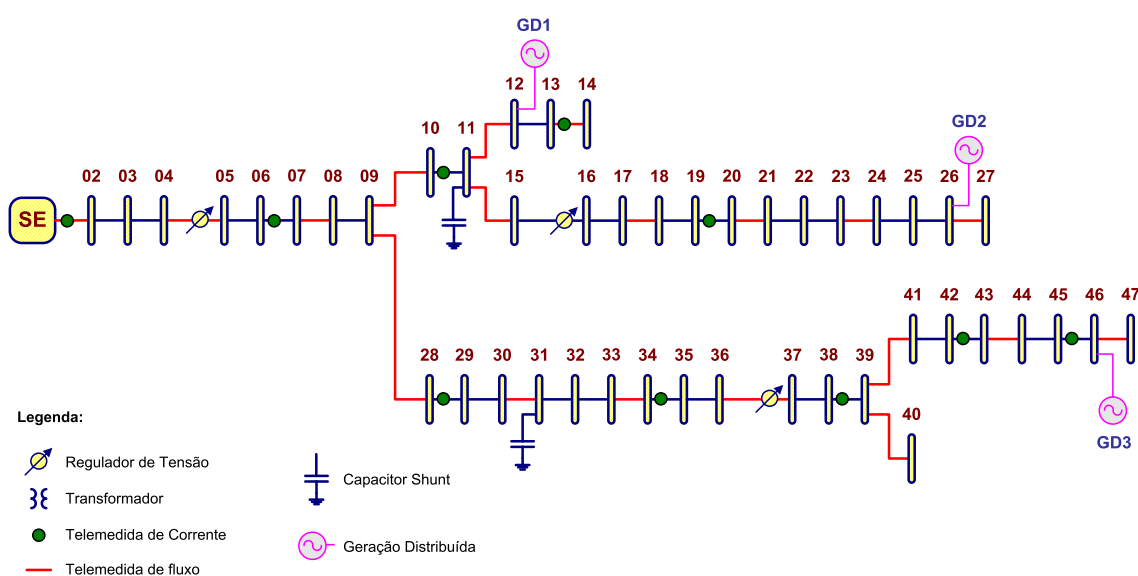


Figura 5.5: Diagrama do Sistema Real de 47 barras

Tabela 5.12: Sistema 47 barras - Plano de Medição

Medida	Localização (barras)
Tensão	Barra 01 (SE).
Fluxo Ativo e Reativo	01-02; 04-05; 07-08; 09-10; 09-28; 11-12; 11-15; 13-14; 17-18; 20-21; 23-24; 26-27; 30-31; 33-34; 36-37; 39-40; 39-41; 43-44; 46-47.
Corrente	01-02; 06-07; 10-11; 13-14; 19-20; 28-29; 34-35; 38-39; 42-43; 45-46.

Da mesma forma que no sistema de 34 barras, os valores das medidas de corrente são elevadas ao quadrado para resolver problemas de observabilidade e convergência [17].

Apenas com o plano de medição mostrado na Tabela 5.12 (porém sem levar em conta as medidas de corrente) não é possível estimar os estados do sistema, pois este ainda é não-observável. Desta forma, pseudomedidas de injeção de potência foram inseridas (com variâncias maiores devido ao maior nível de incerteza relacionadas a elas), com exceção das barras onde há geração distribuída (GD). Analogamente ao sistema de 34 barras, a inserção das pseudomedidas no plano de medição torna as medidas de corrente redundantes, de modo que estas últimas não influenciam a observabilidade do sistema.

Nestas condições, serão estudados dois casos distintos para a identificação de GD para este sistema.

5.3.1 Caso 1: Sistema com 3 fontes ativas de GD

Para este primeiro caso, supôs-se que todas as três barras possuem GD de acordo com a Tabela 5.13. Novamente, a coluna *Status* desta tabela indica se a barra está ou não injetando potência no sistema.

Tabela 5.13: Sistema 47 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 1)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	12	150,0	1
2	26	200,0	1
3	46	300,0	1

Porém, o estimador inicialmente não considera nenhuma GD no sistema. Isto indica que a hipótese básica será:

$$H_0 = \{0 \ 0 \ 0\}$$

Para aplicar os testes de hipóteses, primeiramente é necessário determinar os multiplicadores de Lagrange normalizados (Tabela 5.14). Através destes valores, obtidos da equação (4.11) e considerando $\lambda_t = 3.0$, conclui-se que todas as barras consideradas (12, 26 e 46) são suspeitas de apresentarem injeções de potência incompatíveis com os valores inicialmente supostos.

Tabela 5.14: Sistema 47 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 1)

GD	Barra	λ_i^N
1	12	-46,0
2	26	-117,2
3	46	-127,9

A partir dos resultados dos multiplicadores de Lagrange normalizados, é realizado o Teste de Hipóteses. Para este sistema, verifica-se a ocorrência dos problemas numéricos relatados na Subseção 4.5.3, que inviabilizam a obtenção de valores significativos para as funções densidade de probabilidade, e consequentemente o cálculo dos valores das probabilidades condicionais. Contudo, a aplicação da metodologia abordada na Subseção 4.5.3 permite contornar tais problemas e fornece meios para determinar a hipótese alternativa verdadeira, que é:

$$\mathcal{H}_i = \{1 \ 1 \ 1\}$$

Com a hipótese verdadeira, é possível re-estimar os estados do sistema desativando todas as restrições operacionais correspondentes (já que o resultado do testes de hipóteses indica como correta a hipótese em que as barras 12, 26 e 46 têm fontes ativas de GD). Os resultados finais de GD para cada barra estão mostrados na Tabela 5.15.

Tabela 5.15: Sistema 47 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 1)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	12	150,7	1
2	26	200,2	1
3	46	299,9	1

Da mesma forma como no sistema de 34 barras, a injeção de GD no sistema além de afetar o valor dos fluxos, afeta também seu sentido. Conforme mostrado na Figura 5.6, percebe-se que apenas as GDs 2 e 3 influenciam na inversão dos sentidos dos fluxos.

Mesmo assim, é evidente que não só o sentido do fluxo é importante para a operação do sistema, mas também seus valores. Estes são diretamente afetados quando barras de GD são inseridas no sistema.

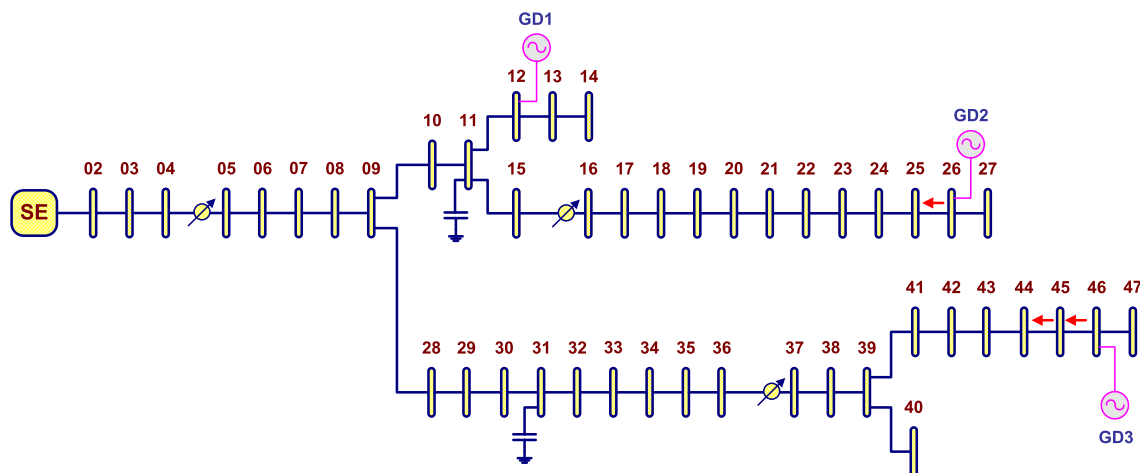


Figura 5.6: Fluxos com sentidos alterados devido à injeção de GD (Caso 1)

No próximo caso, será simulada uma situação onde uma das barras com potencial de injetar potência no sistema não o está fazendo.

5.3.2 Caso 2: Sistema com 2 fontes ativas de GD

Neste caso, foi suposto que não há fonte de GD ativa conectada à barra 12. Sendo assim, o novo perfil verdadeiro de GD no sistema é o apresentado na Tabela 5.16.

Tabela 5.16: Sistema 47 barras - Perfil Verdadeiro de GD (Caso 2)

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	12	0,0	0
2	26	200,0	1
3	46	300,0	1

Novamente, o estimador inicialmente não considera nenhuma GD no sistema, o que indica que a hipótese básica será:

$$\mathcal{H}_0 = \{0 \ 0 \ 0\}$$

Com os multiplicadores de Lagrange normalizados apresentados na Tabela 5.17, utilizando-se a equação (4.11) e considerando $\lambda_t = 3.0$, conclui-se que as três barras são suspeitas de terem fontes de GD ativas a elas conectadas ao contrário do que foi suposto inicialmente.

Tabela 5.17: Sistema 47 barras - Multiplicadores de Lagrange Normalizados (Caso 2)

GD	Barra	λ_i^N
1	12	-19,5
2	26	-116,3
3	46	-127,9

Da mesma forma como no caso 1, na realização dos testes de hipóteses a partir dos resultados dos multiplicadores de Lagrange normalizados, verificam-se problemas numéricos no cálculo das funções densidade de probabilidade para as hipóteses alternativas, o que impossibilita o cálculo das probabilidades condicionais *a posteriori*. Adotando-se o método desenvolvido na Subseção 4.5.3, é possível determinar a hipótese alternativa verdadeira como:

$$\mathcal{H}_i = \{1 \ 1 \ 1\}$$

Este resultado é obtido a partir da equação (4.69) e da conclusão associada, segundo o qual a hipótese alternativa verdadeira é determinada através do menor valor de α_i , que, de acordo com (4.64), é dado por:

$$\alpha_i = 0,5 [\ln(\mathcal{Q}) + (z - H \bar{x})^T \Omega_i^{-1} (z - H \bar{x})] \quad (5.1)$$

Os valores de α_i para todas as hipóteses alternativas \mathcal{H}_i são os mostrados na Tabela 5.18.

Percebe-se que as hipóteses alternativas $\mathcal{H}_i = \{0\ 1\ 1\}$ e $\mathcal{H}_i = \{1\ 1\ 1\}$ (em destaque na tabela) possuem valores muito próximos entre si, onde o valor para α_i de $\mathcal{H}_i = \{1\ 1\ 1\}$ é 0,07% menor que o de $\mathcal{H}_i = \{0\ 1\ 1\}$. Sendo assim, é possível concluir que a identificação da segunda hipótese em lugar da primeira é devido a um problema numérico.

Tabela 5.18: Sistema 47 barras - Valores de α_i para cada hipótese alternativa \mathcal{H}_i (Caso 2)

\mathcal{H}_i	α_i
0 0 1	$1,3463 \times 10^5$
0 1 0	$1,3783 \times 10^5$
0 1 1	$1,2184 \times 10^5$
1 0 0	$1,5036 \times 10^5$
1 0 1	$1,3447 \times 10^5$
1 1 0	$1,3776 \times 10^5$
1 1 1	$1,2176 \times 10^5$

Entretanto, levando-se em conta o resultado dos testes de hipóteses que apontam a hipótese $\mathcal{H}_i = \{1\ 1\ 1\}$ como verdadeira, os estados do sistema são re-estimados desativando todas as restrições operacionais correspondentes. Os resultados finais de GD para cada barra estão mostrados na Tabela 5.19.

GD	Barra	Potência (kW)	Status
1	12	0,8	1
2	26	200,2	1
3	46	300,0	1

Tabela 5.19: Sistema 47 barras - Resultado Final do Estimador (Caso 2)

Analisando a Tabela 5.19, percebe-se que apesar dos testes de hipóteses indicarem que existe injeção de potência na barra 12, o valor estimado para a potência gerada

correspondente é muito baixo e pode ser ignorado. Sendo assim, para este sistema-teste em estudo pode-se concluir que os testes de hipóteses garantem o resultado correto mesmo quando, devido a algum problema numérico, apontam como ativa uma fonte de GD que na verdade encontra-se inativa.

5.4 Conclusão

Neste capítulo são apresentados os resultados de diversas simulações utilizando primeiramente um sistema-teste do IEEE de 34 barras e em seguida um sistema real de 47 barras de uma concessionária do Sul do Brasil.

Para ambos os sistemas, verifica-se que a inserção de fontes de GD em algumas barras do alimentador pode influenciar fortemente tanto os valores dos fluxos quanto seus sentidos. Além disso, a potência injetada no alimentador pela subestação também é alterada. Desta forma, para operar o sistema de forma segura e confiável, é importante que o operador disponha de ferramentas que auxiliem na obtenção do ponto de operação do sistema.

Através de alguns casos simulados para cada sistema, a metodologia abordada é testada. Os resultados obtidos são satisfatórios e mostram a importância desta ferramenta na segurança e confiabilidade da operação de sistemas de distribuição.

Capítulo 6

Conclusões

6.1 Conclusões Finais

Esta dissertação apresenta uma metodologia para a monitoração de geração distribuída em redes de distribuição, baseada no uso de técnicas de Estimação de Estados associadas a testes estatísticos de hipóteses.

O estudo considera situações típicas em sistemas de distribuição, nos quais o número de medidas no alimentador nem sempre são suficientes para tornar o sistema observável. Este problema é contornado com o uso de pseudomedidas de injeção de potência oriundas de estudos de previsão de carga e também mediante informações *a priori* consideradas para os estados da rede. Entretanto, é importante ressaltar que quanto maior for o número de medidas em tempo real disponíveis para o estimador, melhor será a qualidade das estimativas para os estados e, conseqüentemente mais confiáveis serão os resultados da metodologia proposta.

No início do processo iterativo de estimação dos estados para sistemas de distribuição, considera-se que o operador desconheça a existência de geração distribuída em barras com este potencial. Conseqüentemente, as restrições operacionais que modelam tal hipótese são consideradas verdadeiras. Em iteração subsequente, são determinados os multiplicadores de Lagrange normalizados associados a estas restrições e, através deles, é possível determinar as barras suspeitas de terem fontes ativas de GD. Testes de hipóteses baseados no Teorema de Bayes são então executados sobre este conjunto de barras

suspeitas. A hipótese alternativa que tiver maior valor de probabilidade condicional *a posteriori* será considerada como verdadeira.

Com a hipótese verdadeira determinada, o processo iterativo de estimação de estados é retomado, após a desativação das restrições operacionais correspondentes às barras que tiverem fontes ativas de GD identificadas. Após a convergência do estimador, pode-se determinar os valores dos fluxos nas linhas e principalmente estimar as injeções nas barras com GD.

A metodologia proposta é testada mediante simulações realizadas para dois alimentadores: o primeiro é um alimentador-teste do IEEE de 34 barras e o segundo é baseado em um sistema de distribuição real de 47 barras de uma concessionária do Sul do Brasil.

Os resultados obtidos para o sistema de 34 barras são muito satisfatórios. Em todos os casos simulados, os testes de hipóteses identificam corretamente as barras que são fontes ativas de GD para que as restrições operacionais correspondentes fossem desativadas.

No caso do alimentador real de 47 barras, o método também apresenta resultados satisfatórios, apesar de ter se verificado, em alguns casos, maior dificuldade quanto à identificação da hipótese alternativa correta, atribuída à ocorrência de problemas numéricos. Mesmo assim, o estimador converge para o ponto de operação verdadeiro, constatando-se ao final que a diferença entre as hipóteses alternativas identificada e correta resume-se a uma barra cujo nível de potência de GD é praticamente desprezível. Em termos práticos, portanto, a solução encontrada pelo método coincide com a situação simulada.

Em ambos os sistemas, é fundamental ressaltar a importância do conhecimento de possíveis fontes de GD no sistema, principalmente devido a alterações que estas podem causar nos sentidos dos fluxos. Este fato é incomum em sistemas de distribuição convencionais que não contêm fontes de GD, já que neste caso a única fonte de injeção de potência nos alimentadores é a subestação. Por outro lado, a inserção de fontes em outros pontos do sistema cria incertezas para o operador quanto ao sentido dos fluxos nos alimentadores.

A ferramenta de monitoração proposta é inédita no que concerne à monitoração de fontes de Geração Distribuída e é capaz de fornecer bons resultados mesmo considerando as limitações usuais de disponibilidade de dados em tempo real encontradas em sistemas

de distribuição. Conclui-se portanto que apresenta bom potencial para subsidiar a operação de sistemas de distribuição na presença de múltiplas fontes de geração distribuída.

6.2 Sugestões para Futuros Trabalhos

Seguem abaixo algumas sugestões para possíveis trabalhos futuros na monitoração de geração distribuída em alimentadores de sistemas de distribuição:

- Inserção da metodologia de identificação de erros grosseiros em medidas em tempo real através de um processo independente da identificação de GD. Este processo visa identificar medidas espúrias que podem influenciar fortemente os resultados da estimação de estados e dos testes de hipóteses descritos neste trabalho;
- Estudo da observabilidade do sistema na presença de medidas de tensão, fluxos ativos e reativos, injeção de potência ativa e reativa e medidas de corrente. Verificação do impacto das medidas de corrente sobre a observabilidade do sistema e proposição de procedimentos para projeto de planos de medição compatíveis com as restrições práticas relativas à monitoração de sistemas de distribuição;
- Melhoria nos métodos computacionais de cálculo das probabilidades condicionais *a posteriori*, a fim de se evitar problemas numéricos como os detectados em algumas simulações descritas neste trabalho;
- Investigar a adoção de métodos alternativos de identificação de fontes ativas de GD baseados na interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange, conforme recentemente proposto na literatura de estimação de estados [31].

Referências Bibliográficas

- [1] GOMES, P. et al. Geração Distribuída: Vantagens, Problemas e Perspectivas. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (15. : Out. 1999 : Foz do Iguaçu, Paraná). *Anais*. Paraná, 1999.
- [2] BARAN, M. E.; KELLEY, A. W. State Estimation for Real-Time Monitoring of Distribution Systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 9, n. 3, p. 1601-1609, Aug. 1994.
- [3] BARAN, M. E. Challenges in State Estimation on Distribution Systems. In: POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING (2001 : Jul. 2001 : Vancouver, Canadá), *Proceedings*. Canada, 2001. p. 429-433.
- [4] LOURENÇO, E. M. *Análise de Observabilidade e Identificação de Erros de Topologia na Estimação de Estados Generalizada*. Florianópolis, 2001. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- [5] AGUDELO, A. M. *Identificação de Transações Não-Reveladas em Ambiente Desregulamentado*. Florianópolis, 2000, Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- [6] BROWN, E. R.; FREEMAN, L. A. A. Analyzing the Reliability Impact of Distributed Generation. In: POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING (2001 : Jul. 2001 : Vancouver, Canada), *Proceedings*. Canada, 2001. p. 1013-1018.
- [7] BROWN, E. R. et al. Siting Distributed Generation to Defer T&D Expansion. In: TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE AND EXPOSITION (2001 : Out-Nov. 2001 : Atlanta, USA), *Proceedings*. USA, 2001. p. 622-627.
- [8] JÓOS, G. et al. The Potencial of Distributed Generation to Provide Ancillary Services. In: POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING (2000 : Jul. 2000 : Seattle, USA), *Proceedings*. USA, 2000. p. 1762-1767.

- [9] ACKERMANN, T. Distributed Power Generation in a Deregulated Market Environment. Part 1: Electricity Market Regulations and their Impacts on Distributed Power Generation.
- [10] WRIGHT, A. J.; FORMBY, J. R. Overcoming Barriers to Scheduling Embedded Generation to Support Distribution Networks.
- [11] LI, K. State Estimation for Power Distribution System and Measurement Impacts. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 11, n. 2, p. 911-916, May 1996.
- [12] HANSEN, C. W.; DEBS, A. S. Power System State Estimation using Three-Phase Models. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 10, n. 2, p. 818-824, May 1995.
- [13] MELIOPOULOS, A. P.; ZHANG, F. Multiphase Power Flow and State Estimation for Power Distribution System. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 11, n. 2, p. 939-946, May 1996.
- [14] WU, F. F.; NEYER, A. F. Asynchronous Distributed State Estimation for Power Distribution Systems. *Proc. of 10th Power System Computation Conference*, p.439-446, Aug. 1990.
- [15] BARAN, M. E.; ZHU, J.; KELLEY, A. W. Meter Placement for Real-Time Monitoring of Distribution Feeders. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 11, n. 1, p. 332-337, Feb. 1996.
- [16] MUÑOZ, J. M. R.; EXPÓSITO, A. G. A Line-Current Measurement Based State Estimator. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 7, n. 2, p. 513-519, May 1992.
- [17] GEISLER, K. I. Ampere Magnitude Line Measurements for Power System State Estimation. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, v. PAS-103, n. 8, p. 1962-1969, Aug. 1984.
- [18] ABUR, A.; EXPÓSITO, A. G. Bad Data Identification when using Ampere Measurements. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 12, n. 2, p. 831-836, May 1997.
- [19] TENG, J.-H. Handling Current-Magnitude Measurement in Transmission and Distribution System State Estimator, *IEE Proceedings – Generation, Transmission and Distribution*, v. 147, n. 4, p. 202-206, Jul. 2000.
- [20] JAÉN, A. de la V.; EXPÓSITO, A. G. Including Ampere Measurements in Generalized State Estimators. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 2, p. 603-610, May 2005.

- [21] CLEMENTS, K. A.; SIMÕES COSTA, A. J. A.; AGUDELO, A. Identification of Parallel Flows in Power Networks through State Estimation and Hypothesis Testing. *Electrical Power and Energy Systems*, n. 28, p. 93-101, 2006.
- [22] LOURENÇO, E. M.; SIMÕES COSTA, A. J. A.. Identificação de Erros de Topologia via Multiplicadores de Lagrange Normalizados e Testes de Hipóteses. *Revista Controle e Automação*, v. 14, n. 2, p. 166-175, Abr., Maio, Jun. 2003.
- [23] SIMÕES COSTA, A. J. A.; VIEIRA, F. Topology Error Identification through Orthogonal Estimation Methods and Hypothesis Testing. In: IEEE POWER TECH PROCEEDINGS (2001 : Set. 2001 : Porto, Portugal), *Proceedings*. Portugal, 2001.
- [24] CLEMENTS, K. A.; SIMÕES COSTA, A. J. A.. Topology Error Identification Using Normalized Lagrange Multipliers. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 13, n. 2, p. 347-353, 1997.
- [25] PAPOULIS, A. Probability Random Variables and Stochastic Processes. 3. ed. McGraw Hill, 1991.
- [26] ZHAO, L.; ABUR, A. Multiarea State Estimation Using Synchronized Phasor Measurements. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 2, p.611-617, May 2005.
- [27] JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied Multivariable Statistical Analysis*. Prentice Hall and Englewood Cliffs, 1982.
- [28] CHEN, C. T. *Linear System Theory and Design*. Holt, Rinehart and Winston, 1984.
- [29] GOLUB, G. H., VAN LOAN, C. F. *Matrix Computation*. 3. ed. The John Hopkins University Press, Baltimore, 1996.
- [30] IEEE Distribution Planning Working Group Report. Radial Distribution Test Feeders. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 6, n. 3, p. 975-985, Aug. 1991.
- [31] LOURENÇO, E.M., SIMÕES COSTA A., CLEMENTS, K.A., A Topology Error Identification Method Directly Based on Collinearity Tests, aceito para publicação no IEEE Trans. on Power Systems, junho de 2006.