BRENO ELIAS BRETAS DE CARVALHO

Estimação de Estado em Sistemas
Elétricos de Potência: A Interpretação
Geométrica Aplicada ao Processamento
de Erros de Medidas, de Parâmetros e de
Topologia

Tese de Doutorado¹ apresentada ao Programa de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência

ORIENTADOR: Prof. Dr. Newton G. Bretas

São Carlos

2018

¹Trata-se da versão corrigida da tese. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

EC331e Elias Bretas de Carvalho, Breno
Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de
Potência: A Interpretação Geométrica Aplicada ao
Processamento de Erros de Medidas, de Parâmetros e de
Topologia / Breno Elias Bretas de Carvalho; orientador
Newton Geraldo Bretas. São Carlos, 2018.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Sistemas
Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2018.

1. Sistemas Elétricos de Potência. 2. Estimação de
Estado. 3. Interpretação Geométrica. 4. Conceito de
Inovação. 5. Erros de Medidas. 6. Erros de Parâmetros.
7. Erros de Topologia. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **BRENO ELIAS BRÊTAS DE CARVALHO**.

Título da tese: "Estimação de estado em sistemas elétricos de potência: a interpretação geométrica aplicada ao processamento de erros de medidas, de parâmetros e de topologia".

Data da defesa: 29/03/2018.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Titular **Newton Geraldo Bretas**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof. Associado **Luis Fernando Costa Alberto**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof. Associado **Carlos Dias Maciel**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof. Dr. **Saulo Augusto Ribeiro Piereti**
(Instituto Federal de Mato Grosso/IFMT)

Aprovado

Prof. Dr. **André Christóvão Pio Martins**
(Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"/UNESP - Bauru)

APROVADO

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Associado **Luis Fernando Costa Alberto**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Luis Fernando Costa Alberto**

"Em algum lugar, algo incrível está esperando para ser descoberto."

Carl Sagan

*Dedico este trabalho aos meus
pais, Bolivar e Maria, e ao meu
irmão, Bruno.*

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por estar sempre comigo, me guiando.

Agradeço aos meus pais, Seu Bolivar e Dona Maria, simplesmente por tudo.

Ao meu irmão Bruno e à toda minha família por sempre confiarem e acreditarem em mim.

Ao Professor Newton, não só pela orientação neste trabalho, mas também pelos conselhos e ensinamentos para a vida. Também agradeço ao Professor Arturo, pela orientação no exterior e por me ajudar a expandir meus horizontes de pesquisa.

Agradeço a todos os meus amigos pelo apoio e por sempre me ajudarem a enfrentar as dificuldades na minha vida acadêmica e pessoal. Um agradecimento especial aos amigos da República do Alabama (Rodolpho, Nuno e Renzo), que tornaram esses sete anos em São Carlos bem mais divertidos e agradáveis.

Aos meus colegas do LACOSEP e dos demais laboratórios pelo auxílio e companheirismo no dia-a-dia de trabalho.

A todos os demais professores que contribuíram para minha formação. Também aos funcionários do SEL, pela boa vontade e suporte de todos os dias.

À Universidade de São Paulo por oferecer excelentes condições de trabalho e por sempre me auxiliar no meu desenvolvimento acadêmico.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pela bolsa de doutorado (Processo nº 2013/07976-3), pela bolsa estágio de pesquisa no exterior (BEPE Processo nº 2015/15274-4) e pelo apoio financeiro para a realização e divulgação desta pesquisa.

Enfim, o meu muito obrigado a todos que, de alguma maneira, me ajudaram na realização desse trabalho.

Resumo

CARVALHO, B. E. B. **Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência: A Interpretação Geométrica Aplicada ao Processamento de Erros de Medidas, de Parâmetros e de Topologia.**

Tese de Doutorado. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2018.

Este trabalho foi proposto com o objetivo de implementar uma ferramenta computacional para estimar os estados (tensões complexas nodais) de um sistema elétrico de potência e aplicar métodos alternativos para o processamento de erros topológicos, erros de parâmetros e/ou de erros grosseiros em medidas, baseados na interpretação geométrica dos erros e no conceito de inovação das medidas. O método utilizado para a resolução do problema de estimação de estado é o de mínimos quadrados ponderados. Através da interpretação geométrica, demonstrou-se matematicamente que o erro da medida é constituído de uma componente detectável e uma não-detectável, entretanto, as metodologias até então utilizadas para o processamento de erros consideram apenas a componente detectável do erro e, como consequência, podem falhar. Na tentativa de contornar essa limitação e baseado nos conceitos citados previamente, foi estudada e implementada uma metodologia alternativa para processar tais erros baseada na análise das componentes dos erros das medidas. Em primeiro lugar, é testado se o conjunto de medidas possui erros utilizando, para isso, o valor do erro de medida composto normalizado. Em seguida, diferencia-se se um ou outro erro ocorreu, ou mesmo se mais de um tipo de erro ocorreu. A correção a ser feita no parâmetro de linha ou na medida com erro grosseiro será o erro normalizado composto correspondente. A abordagem proposta neste trabalho requer somente um conjunto de medidas, e no mesmo instante. Para validação do programa, foram feitas diversas simulações nos sistemas de 14 e 57 barras do IEEE.

Palavras-chave: Sistemas Elétricos de Potência, Estimação de Estado, Interpretação Geométrica, Conceito de Inovação, Erros de Medidas, Erros de Parâmetros, Erros de Topologia.

Abstract

CARVALHO, B. E. B. Power Systems State Estimation: The Geometrical View Applied To The Processing Of Measurements, Parameters and Topological Errors.

Ph.D. Dissertation. São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos, 2018.

This work was proposed with the objective to implement a computational tool to estimate the states (nodal complex voltages) of a power system and apply alternative methods for the processing of topological errors, parameter errors and/or gross errors in measurements, based on the geometric interpretation of the errors and the innovation concept of measurements. The method used to solve the state estimation problem is the weighted least squares. Through geometric interpretation, it has been demonstrated mathematically that the measurement error is composed by a detectable component and a non-detectable, however, the methodologies heretofore used for error processing consider only the detectable component of the error and, consequently, can fail. In an attempt to overcome this limitation and based on the concepts mentioned previously, an alternative approach to process such errors was studied and implemented based on the analysis of the components of the measurements errors. Firstly, it is tested if the set of measurements has errors using, for that, the value of the composed measurement error in its normalized way. Next, it differs if either an error has occurred, or if more than one type of error occurred. The correction to be made in the line parameter or the measurement with gross error is the correspondent composed normalized error. The proposed approach in this paper requires only a set of measures, and at the same instant. To validate the software, several simulations were performed in the IEEE 14-bus and 57-bus systems.

Keywords: Geometrical View, Gross Errors, Innovation Concept, Parameter Errors, Power Systems State Estimation, Topological Errors.

Lista de Ilustrações

2.1	Principais aplicativos da operação em tempo real. Adaptado de (COSTA; SALGADO, 2002).	24
2.2	Modelo de um sistema de três subestações em nível de seção de barra e dispositivos seccionadores, incluindo arranjos de medidores (UG representa unidade geradora; LT linha de transmissão; TR transformador; CS condensador síncrono; W medidor de potência ativa e Var medidor de potência reativa) (PIERETI, 2007).	27
2.3	Modelo barra-ramo do SEP da Figura 2.2, incluindo a locação de medidores (PIERETI, 2007).	27
2.4	Fluxograma do algoritmo do estimador de estado WLS.	37
3.1	Classificação dos erros grosseiros em medidas.	41
3.2	Função densidade de probabilidade de χ_m^2 com m graus de liberdade.	45
3.3	Função densidade de probabilidade para χ_8^2 .	46
4.1	Interpretação geométrica do operador P agindo no vetor Δz .	69
4.2	Sistema de 2 barras.	71
4.3	Exemplo de EG em uma medida com baixo II (PIERETI, 2011).	72
4.4	Exemplo de EG em uma medida com alto II (PIERETI, 2011).	72
4.5	Fluxograma da nova metodologia para processamento de EGs.	76
4.6	Vetor Δz projetado sobre o espaço imagem sem EPs $\Re(H)$ e com EPs $\Re(H_p)$.	77
4.7	Fluxograma da metodologia proposta para processamento de EGs, EPs e ETs.	81
5.1	Topologia do sistema <i>IEEE</i> 14 barras.	84
5.2	Tensões estimadas sob diferentes condições de erros.	85
5.3	Ângulos de fase estimados sob diferentes condições de erros.	85
5.4	Valores de CME^N s na ocorrência de um EG.	86
5.5	Valores de CME^N s na ocorrência de um EP.	86
5.6	Valores de CME^N s na ocorrência de um ET.	87
5.7	Topologia do sistema <i>IEEE</i> 57 barras. Adaptado de (CHRISTIE, 1993).	100

A.1	Modelo π generalizado de uma linha de transmissão.	121
A.2	Modelo de transformador com relação complexa de transformação $t_{kl} = a_{kl}.e^{j\phi}$.123	
A.3	Modelo π generalizado.	123
A.4	Possíveis correntes incidentes em uma barra genérica k	124
C.1	Estimador de estado sob ataque.	136

Lista de Tabelas

5.1	<i>IEEE</i> 14 - Medidas com <i>II</i> Relativamente Baixo	88
5.2	<i>IEEE</i> 14 - Medidas com <i>II</i> Relativamente Baixo	89
5.3	<i>IEEE</i> 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 1 de EG	89
5.4	<i>IEEE</i> 14 - Resultado do Teste do r^N no Cenário 2 de EGs	90
5.5	<i>IEEE</i> 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 2 de EGs	91
5.6	<i>IEEE</i> 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 1 de EP	91
5.7	<i>IEEE</i> 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 1 de EP	92
5.8	<i>IEEE</i> 14 - Comparação dos Parâmetros no Cenário 1 de EP	93
5.9	<i>IEEE</i> 14 - Resultado do Teste do r^N no Cenário 2 de EP	93
5.10	<i>IEEE</i> 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 2 de EP	94
5.11	<i>IEEE</i> 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 2 de EP	94
5.12	<i>IEEE</i> 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 3 de EPs	95
5.13	<i>IEEE</i> 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 3 de EPs	95
5.14	<i>IEEE</i> 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 3 de EPs	95
5.15	<i>IEEE</i> 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 3 de EPs	95
5.16	<i>IEEE</i> 14 - Resultado no Cenário de EG e EP Simultâneos	96
5.17	<i>IEEE</i> 14 - Resultado no Cenário de EG e EP Simultâneos	97
5.18	<i>IEEE</i> 14 - Parâmetros Estimados no Cenário de EG e EP Simultâneos	97
5.19	<i>IEEE</i> 14 - Resultado no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos	98
5.20	<i>IEEE</i> 14 - Resultado no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos	98
5.21	<i>IEEE</i> 14 - Parâmetros Estimados no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos	98
5.22	<i>IEEE</i> 14 - Resultado no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos	99
5.23	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs	101
5.24	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EPs	102
5.25	<i>IEEE</i> 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EPs Múltiplos	102
5.26	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EPs	102
5.27	<i>IEEE</i> 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EPs Múltiplos	102
5.28	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP	103
5.29	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP	104

5.30	<i>IEEE</i> 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EGs e EP	104
5.31	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP . . .	105
5.32	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP . . .	105
5.33	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EG, EP e ET .	106
5.34	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EG, EP e ET .	107
5.35	<i>IEEE</i> 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EG, EP e ET .	107
5.36	<i>IEEE</i> 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EG, EP e ET	107

Sumário

1	Introdução	19
1.1	Contexto Histórico e Aplicações	19
1.2	Motivações, Objetivos e Contribuições do Trabalho	21
1.3	Organização do Texto	22
2	Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência	23
2.1	Introdução	23
2.2	Etapas do Processo de EESEP	25
2.3	Formulação Matemática do Estimador de Estado WLS	32
3	Processamento de Erros em Estimação de Estado	39
3.1	Introdução	39
3.2	Erros Grosseiros em Medidas	40
3.3	Erros de Parâmetros	49
3.4	Erros Topológicos	59
4	Metodologia Geométrica para Processamento de Erros	67
4.1	Introdução	67
4.2	Interpretação Geométrica dos Erros das Medidas	67
4.3	Conceito de Inovação e Índice de Inovação (<i>II</i>)	73
4.4	Aplicação da Metodologia Geométrica para o Processamento de Erros Grosseiros	74
4.5	Aplicação da Metodologia Geométrica para o Processamento de Erros de Parâmetros e Topológicos	77
5	Resultados	83
5.1	Sistema <i>IEEE</i> 14 Barras	84
5.2	Sistema <i>IEEE</i> 57 Barras	99
6	Conclusões e Perspectivas Futuras	109

Referências	111
A Modelagem de Linhas de Transmissão e Equações de Fluxo de Carga	121
A.1 Modelagem de Transformadores	122
A.2 Equações de Fluxos de Potência entre Barras	123
A.3 Equações de Injeções de Potência em Barras	124
A.4 Equações de Magnitude de Tensão	126
A.5 Estrutura da Matriz Jacobiana	126
B Demonstração Matemática para o Índice de Inovação	131
C <i>Cyber-security</i> no Contexto de Estimação de Estado	133
C.1 Introdução	133
C.2 Modelagem de Ataques	135
D Publicações	141

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo tem como objetivo apresentar, de forma geral, o conteúdo da pesquisa que originou esta tese, destacando seu contexto de aplicação, as motivações para realizá-la, as contribuições resultantes da mesma, os objetivos a serem alcançados e, finalmente, a organização do texto.

1.1 Contexto Histórico e Aplicações

Até meados da década de 1960 o controle e a decisão da operação de Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) se baseavam em dois sistemas principais: um de supervisão que controlava os estados dos dispositivos seccionadores (chaves e disjuntores) nas subestações e um de controle automático da geração. Sendo assim, os únicos dados disponíveis em tempo real para o operador eram os estados dos dispositivos seccionadores, a frequência do sistema e o conjunto de medidas de potência necessário para o controle de geração.

Partindo desta situação, o esforço dos pesquisadores concentrou-se em conseguir, a cada determinado intervalo de tempo, a informação dos estados dos dispositivos seccionadores, bem como de todas as medidas do sistema que se controlava. Tendo em mãos todos estes valores em tempo real na base de dados, seria possível comprovar a segurança continuamente, isto é, seria possível analisar as condições de operação de cada equipamento da rede e detectar as situações anômalas de funcionamento. Este processo de captação, detecção e sinalização do sistema, associado com a utilização de interfaces gráficas e armazenamento de dados dos eventos ocorridos, constitui o Sistema de Aquisição e Supervisão de Dados (SCADA, do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition*).

Pensou-se, inicialmente, que a partir de uma base de dados atualizada periodicamente pelo sistema SCADA, seria possível realizar a operação dos SEPs de forma segura. Entretanto, tendo em vista o fato de as medidas obtidas pelo sistema SCADA apresentarem ruídos, inerentes do processo de medição, e a possibilidade de algumas medidas se tornarem indisponíveis em um certo momento, verificou-se a necessidade de se realizar uma

"purificação" dos dados, antes de se tomar qualquer decisão relativa à operação dos SEPs.

Posteriormente, no final da década de 1960, ocorreram mudanças significativas na filosofia da operação dos SEPs. Isto ocorreu em função dos *black-outs* ocorridos na costa leste dos Estados Unidos, que mostraram a relevância de questões relacionadas à segurança da operação dos SEPs. Nessa mesma época, a junção de dois fatores (o aumento da complexidade para operação dos SEPs cada vez mais interligados e os avanços tecnológicos em computação e telecomunicação) propiciou o desenvolvimento de funções relacionadas com a monitoração e análise de segurança, dando origem ao chamado Controle de Segurança ou, simplesmente, Operação em Tempo Real de SEP (WU; MOSLEHI; BOSE, 2005).

O passo inicial para operação em tempo real é a determinação do estado operativo corrente do SEP, para, em seguida, determinar as ações de controle cabíveis. Conhecidos os parâmetros e a topologia da rede elétrica, o estado operativo de um SEP torna-se função das tensões complexas nas suas barras, pois, através das mesmas, torna-se possível determinar todas as demais grandezas elétricas de interesse (correntes, fluxos de potência e injeções de potência). Dessa forma, no contexto de operação em tempo real, as tensões complexas nas barras do SEP são chamadas simplesmente de variáveis de estado do SEP.

Devido às grandes dimensões dos SEPs, as suas variáveis de estado são determinadas através dos sistemas de telemedição, isto é, medições feitas à distância, que estão sujeitas a uma série de ruídos decorrentes, por exemplo: das diferentes exatidões dos transformadores de instrumentos, do circuito secundário destes transformadores (fiação e carregamento) e dos diversos dispositivos de medição (transdutores, conversores, etc.) (MORAES, 2009). Dessa forma, para a obtenção de valores mais confiáveis para as variáveis de estado, necessários à realização da operação em tempo real, as medidas devem ser filtradas. Para execução dessa tarefa, os centros de controle dispõem de um conjunto de programas desenvolvidos em computador responsáveis pela execução do chamado processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência (ESEP). Tal processo foi inicialmente desenvolvido por Fred Schweppe e colaboradores e apresentado em uma série de artigos no começo da década de 1970 (SCHWEPPE; WILDES, 1970; SCHWEPPE; ROM, 1970; SCHWEPPE, 1970; SCHWEPPE; HANDSCHIN, 1974).

A partir dos trabalhos publicados por Schweppe e colaboradores, que delinearam vários conceitos e a natureza geral do problema, a ESEP tornou-se alvo de inúmeras pesquisas. Em trabalhos, como os publicados por (COUTTO FILHO; SILVA; FALCÃO, 1990; MONTICELLI, 1999; ABUR; EXPÓSITO, 2004), pode ser encontrada uma vasta revisão bibliográfica sobre o tema. Atualmente, o processo de ESEP já se consolidou como um procedimento básico necessário para a operação em tempo real dos SEPs. Entretanto, em função do desenvolvimento de novos equipamentos e dispositivos elétricos, associados às chamadas *Smart Grids* (avançadas estruturas de medição, medidores inteligentes, medidas fasoriais sincronizadas, etc.), os paradigmas da operação dos SEP se expandem e exigem que o processo de ESEP evolua para se manter em sintonia com as novas

tendências.

1.2 Motivações, Objetivos e Contribuições do Trabalho

A partir dos fundamentos da interpretação geométrica, apresentados em (BRETAS; PIERETI, 2010), (BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011), (PIERETI, 2011), (BRETAS et al., 2013) e (CARVALHO, 2013), desenvolveu-se uma ferramenta computacional que estima os estados de um SEP através do método dos Mínimos Quadrados Ponderados (WLS, do inglês *Weighted Least Squares*) e que realiza a detecção, identificação e correção de erros grosseiros (EGs¹) em medidas, inclusive aquelas que possuem a característica de "mascarar"² os seus erros. Partindo deste princípio, uma vez comprovada a eficácia da metodologia geométrica para o processamento de erros grosseiros em medidas, a motivação para a realização deste trabalho de pesquisa foi a de expandir a aplicação da técnica também para o processamento de erros de parâmetros (EPs) e erros topológicos (ETs). Sendo assim, a principal contribuição desta pesquisa é a aplicação da metodologia geométrica para o processamento de erros de parâmetros da rede (associada à técnica de aumento do vetor de estado para estimação dos parâmetros suspeitos), bem como para o processamento de erros de topologia (do tipo exclusão de linha de transmissão), como será descrito no Capítulo 4 desta tese.

Face ao exposto, o objetivo deste trabalho é a elaboração de um algoritmo para o processamento de diversos tipos de erros no contexto da estimação de estado em sistemas elétricos de potência, com base na interpretação geométrica dos erros das medidas. A viabilidade da aplicação do método foi estudada e verificada também no caso de erros de parâmetros e erros topológicos, ao se fazer uma generalização da interpretação geométrica para todos os erros que possam ocorrer em estimação de estado.

Para a realização deste trabalho, foi necessário alcançar os seguintes objetivos intermediários:

1. Levantamento bibliográfico e estudo do estimador de estado por mínimos quadrados ponderados;
2. Implementação computacional do estimador de estado proposto;
3. Estudo e desenvolvimento da metodologia alternativa para processamento de erros, baseada na interpretação geométrica dos erros das medidas;

¹De acordo com a literatura tradicional, diz-se que uma medida é portadora de EG quando a mesma desvia do seu valor "verdadeiro" de, no mínimo, três vezes o seu desvio padrão (MILI; VAN CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA, 1984).

²As medidas que mascaram seus erros são as medidas com a componente não-detectável do erro maior que a componente detectável. As componentes do erro das medidas serão discutidas no Capítulo 4.

4. Elaboração e implementação computacional da ferramenta de processamento de erros grosseiros em medidas, erros de parâmetros da rede elétrica e erros topológicos;
5. Avaliação e validação da ferramenta desenvolvida nos sistemas de 14 e 57 barras do *IEEE*;
6. Documentação e publicação dos resultados (**Apêndice D**).

É importante ressaltar que, durante o período do doutorado, o estudante realizou uma etapa de pesquisa adicional como pesquisador visitante na *University of Florida*, sob orientação do Prof. Dr. Arturo Bretas, através de Bolsa Estágio de Pesquisa no Exterior (BEPE) da FAPESP (projeto 2015/15274-4). No período de novembro de 2015 a outubro de 2016, o estudante realizou pesquisas relacionadas a *cyber-security* no contexto de estimação de estado, o que culminou em uma contribuição adicional à pesquisa proposta inicialmente. Este conteúdo é apresentado detalhadamente no **Apêndice C** da tese.

1.3 Organização do Texto

O texto está organizado de acordo com a seguinte estrutura:

- No capítulo 2 é apresentada uma breve revisão bibliográfica de todo o processo de estimação de estado, incluindo a formulação matemática do estimador de estado por mínimos quadrados ponderados;
- No capítulo 3 são apresentadas as principais técnicas utilizadas para processamento de erros de medidas, de parâmetros e de topologia;
- No capítulo 4 são apresentados os conceitos da interpretação geométrica dos erros das medidas e a metodologia proposta para o processamento dos diferentes tipos de erros estudados;
- No capítulo 5 são apresentados os resultados das simulações realizadas nos sistemas de 14 e 57 barras do *IEEE*;
- No capítulo 6 são apresentadas as conclusões e perspectivas futuras deste trabalho;
- Posteriormente são apresentadas as referências bibliográficas consultadas e, finalmente, os apêndices complementares do documento.

Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência

2.1 Introdução

Os sistemas elétricos de potência são compostos por sistemas de geração, transmissão e distribuição. Os sistemas de transmissão (que são estudados neste trabalho) podem conter um grande número de subestações, que são interconectadas por linhas de transmissão, transformadores e outros equipamentos de controle e proteção do sistema. A energia elétrica é injetada no sistema pelos geradores e absorvida por cargas, conectadas às subestações (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

As condições operacionais de um SEP, em um dado instante, podem ser determinadas se o modelo da rede e as tensões complexas em todas as barras do sistema são conhecidas. Uma vez que o conjunto de tensões complexas determina o estado operativo do sistema, este é referido como o estado estático do mesmo. De acordo com (DY-LIACCO, 1974) e conforme as condições operacionais, o SEP pode se encontrar em um de três estados possíveis: estado normal, de emergência ou restaurativo.

O estado de operação normal ocorre quando todas as cargas do sistema são supridas pelos geradores existentes sem que nenhuma restrição operacional seja violada. Restrições operacionais incluem os limites de fluxo de potência nas linhas de transmissão, bem como limites máximos e mínimos de tensão nas barras e de frequência (ABUR; EXPÓSITO, 2004). O monitoramento em tempo real, a análise e a coordenação da operação dos SEPs são de responsabilidade dos Sistemas de Gerenciamento de Energia (EMS, do inglês *Energy Management Systems*), que constituem os modernos centros de supervisão e controle das companhias do setor elétrico (DY-LIACCO, 2002).

A necessidade de uma avaliação constante da segurança dos sistemas exige dos Centros de Operação do Sistema (COS) uma evolução constante de eficiência. À medida que aumenta a complexidade operacional da rede elétrica, cresce o número de informações oriundas do SCADA transmitidas aos COS. Isso evidencia a necessidade do tratamento

dessas informações através de aplicativos computacionais avançados de análise em tempo real. Segue-se assim a tendência mundial de evolução em direção aos citados EMS, para auxiliar o operador no tratamento das informações e viabilizar a verificação rápida das condições de operação do sistema.

Além do monitoramento das condições de operação em tempo real, os aplicativos componentes do EMS possibilitam diversas análises, como por exemplo: análise de contingências, controle automático de geração, despacho econômico, previsão de carga e análise de estabilidade do SEP. A Figura 2.1 ilustra os principais aplicativos da operação em tempo real.

Figura 2.1: Principais aplicativos da operação em tempo real. Adaptado de (COSTA; SALGADO, 2002).

Com base nessas análises, os gestores do sistema tomam decisões relativas às ações de controle cabíveis. Para que tais decisões sejam tomadas de maneira a garantir a operação segura e eficiente do SEP, é necessário que as simulações descrevam satisfatoriamente o comportamento do sistema. O estágio inicial dessas iniciativas é o monitoramento de segurança, o qual requer uma modelagem precisa da rede elétrica em tempo real, tendo o estimador de estado como a sua ferramenta computacional mais importante (MONTICELLI, 1999; ABUR; EXPÓSITO, 2004). A função do estimador é fornecer, em tempo real, as tensões complexas que representam o ponto atual de operação do sistema, a partir do processamento de informações obtidas em tempo real (medidas analógicas¹ e lógicas²),

¹Medidas de fluxo de potência ativa e reativa nas linhas, injeção de potência ativa e reativa e medidas de magnitudes de tensão nas barras, além de medidas de corrente e medidas fasoriais sincronizadas.

²Estados de chaves e disjuntores.

provenientes do sistema SCADA, e dos parâmetros do sistema³ disponíveis nos bancos de dados das companhias de energia elétrica.

2.2 Etapas do Processo de EESEP

De forma geral, o estimador de estado processa informações analógicas redundantes e contaminadas por ruídos, buscando a melhor estimativa para as tensões complexas nas barras do sistema. O processo de estimação de estado convencional é dividido em quatro etapas (MONTICELLI, 1999), que serão apresentadas nas subseções a seguir.

2.2.1 Etapa 1: Obtenção da Topologia do Sistema

O configurador de redes, para efeito de estimação de estado, tem como função determinar, em tempo real, a topologia atual da rede e a correspondente configuração de medidores, no modelo barra-ramo. Isto é possível a partir do processamento de dados, armazenados em um banco de dados estático, que descrevem as conexões dos equipamentos do sistema (geradores, transformadores de corrente e de potencial, cargas, capacitores, linhas de transmissão, medidores, etc.) com as seções de barramento. Além desses dados, também são processadas pelo configurador as medidas lógicas, que são obtidas continuamente pelo sistema SCADA e que consistem em estados de chaves e disjuntores.

O processo de obtenção da topologia do sistema pelo configurador de redes possui as seguintes características:

- Seções de barramento que estão em um mesmo nível de tensão podem ser interconectadas pelo fechamento de dispositivos seccionadores (chaves e disjuntores) formando uma única barra no modelo barra-ramo;
- Para diferentes combinações de estados dos dispositivos seccionadores têm-se, em geral, diferentes topologias da rede;
- Para obter a topologia inicial de um SEP, o configurador de redes deve processar todos os circuitos (geradores, transformadores, linhas de transmissão, etc.) e estados dos dispositivos seccionadores disponíveis;
- Depois dessa inicialização, o configurador será executado novamente somente na ocorrência de mudanças na posição dos dispositivos seccionadores que acarretam alterações na topologia inicial do SEP.

Devido à importância do processo de obtenção da topologia do sistema para análise de redes, a partir de 1973 diversos estudos vêm sendo desenvolvidos na busca por configu-

³Impedância de linhas de transmissão, posição de *taps* de transformadores, entre outros.

radores de redes confiáveis (SASSON et al., 1973; DY LIACCO; RAMARAO; WEINER, 1973).

Em algumas situações, a mudança no estado de algum dispositivo lógico acarreta apenas alterações na geração, ou no carregamento de determinadas barras, sem alterar a topologia da rede. Em tais situações, como as matrizes associadas ao processo de estimação de estado não se alteram, não se faz necessária uma nova execução do configurador de redes. Esse fato consistia em uma limitação dos primeiros configuradores desenvolvidos, pois mesmo na ocorrência de uma pequena alteração no sistema, dava-se início a todo o processo de configuração de rede novamente (GODERYA; METWALLY; MANSOUR, 1980; BERTRAN; CORBELLA, 1982).

Na tentativa de superar essa limitação (PRAIS; BOSE, 1988) introduziram o conceito de Configurador *Tracking* que, armazenando a configuração proveniente da última execução, possibilita uma rápida atualização da topologia da rede, na ocorrência de pequenas alterações, através de uma busca localizada das mesmas no sistema.

Na aplicação em EESEP, o configurador apresenta como saída o modelo barra-ramo (com a correspondente associação de medidores); a identificação de cada barra juntamente com sua geração, suas cargas e dispositivos em derivação; a conectividade entre as barras devida à presença de linhas de transmissão e transformadores e além disso, também identifica ilhamentos e descarta as ilhas que não possuem geração (incluindo barras e ramos isolados).

Posteriormente, (PIERETI, 2007) desenvolveu um Configurador *Tracking* que utiliza uma nova metodologia para representação de grafos, denominada *Representação Nó-Profundidade*, a qual permite realizar as etapas de configuração de subestação e configuração de redes de uma só vez, assim diminuindo o tempo de processamento computacional. O configurador proposto possui ainda a vantagem de atualizar apenas a parte afetada por alterações nos estados dos dispositivos seccionadores, sem a necessidade de reiniciar todo o processo, sendo, portanto, indicado para operação em tempo real.

Para exemplificar a importância do configurador de redes, será utilizado como exemplo o SEP, constituído por três subestações, apresentado na Figura 2.2. O configurador apresentará como saída o modelo barra-ramo do SEP de três subestações, ilustrado na Figura 2.3.

2.2.2 Etapa 2: Análise e Restauração da Observabilidade

Uma vez obtida a topologia do sistema no modelo barra-ramo, antes da solução do problema de estimação de estado propriamente dito, é necessário verificar se o sistema é observável, isto é, verificar se é possível, através do conjunto de medidas disponível (me-

Figura 2.2: Modelo de um sistema de três subestações em nível de seção de barra e dispositivos seccionadores, incluindo arranjos de medidores (UG representa unidade geradora; LT linha de transmissão; TR transformador; CS condensador síncrono; W medidor de potência ativa e Var medidor de potência reativa) (PIERETI, 2007).

Figura 2.3: Modelo barra-ramo do SEP da Figura 2.2, incluindo a locação de medidores (PIERETI, 2007).

didadas analógicas e virtuais⁴), determinar todas as variáveis de estado do sistema (tensões complexas de todas as barras do sistema). Em caso afirmativo, o sistema é dito observável,

⁴Correspondem às potências de valor nulo injetadas em barramentos sem geração e sem carga. Estas medidas estão disponíveis sem qualquer custo em equipamentos de medição, não estando, assim, sujeitas aos erros introduzidos por esses equipamentos (BRANDÃO, 2005).

caso contrário, pode-se proceder de duas maneiras:

1. Determinar as partes observáveis do sistema, chamadas ilhas observáveis, e estimar as suas variáveis de estado isoladamente;
2. Restaurar a observabilidade através de pseudo-medidas⁵.

Os métodos para análise de observabilidade são aplicados tanto na fase de projeto de sistemas de medição, quanto durante a operação do sistema (aplicação *on-line*). Na fase de projeto, os mesmos indicam onde devem ser instalados novos medidores de tal forma que o sistema de medição seja observável. Já na aplicação *on-line*, verifica-se a observabilidade do sistema para cada amostra de medidas disponível para realização da estimação de estado. Nesse momento, os métodos de observabilidade são utilizados normalmente para analisar e restaurar a observabilidade via pseudo-medidas (em algumas situações, dada a impossibilidade de restaurar a observabilidade como um todo, pode-se optar pela determinação das ilhas observáveis).

Os métodos desenvolvidos para análise de observabilidade baseiam-se nos conceitos de observabilidade apresentados inicialmente por (KRUMPHOLZ; CLEMENTS; DAVIS, 1980), que foram definidos em função da formulação do estimador de estado por mínimos quadrados ponderados (EEWLS). Tais métodos podem ser divididos em três grupos: topológicos, numéricos e híbridos.

1. De acordo com (KRUMPHOLZ; CLEMENTS; DAVIS, 1980), um sistema de potência é topologicamente observável, com relação a um conjunto de medidas, unicamente se existir, associada a tal sistema, uma árvore que, além de relacionar todas as barras da rede, possua uma medida distinta associada a cada um de seus ramos. A partir dessa definição de observabilidade, denominada "Observabilidade Topológica", (KRUMPHOLZ; CLEMENTS; DAVIS, 1980) desenvolveram um algoritmo para análise de observabilidade baseado na teoria de grafos. Os métodos topológicos possuem a vantagem de não necessitarem de cálculos numéricos, porém, exigem rotinas específicas, diferentes das utilizadas em estimação de estado, estando ainda sujeitas a explosão combinatorial;
2. No caso dos métodos numéricos, um sistema é dito numericamente observável, com respeito a um conjunto de medidas, se for possível fazer uma estimativa para o vetor de variáveis de estado, através das equações do estimador de estado. Definindo este conceito, (WU; MONTICELLI, 1985) desenvolveram um método numérico, baseado na fatoração triangular da matriz ganho, o qual permite testar a observabilidade da rede e, caso o sistema não seja observável como um todo, possibilita a identificação das ilhas observáveis. O método também permite a restauração da observabilidade,

⁵Dados de previsão de carga, previsão de geração, dados históricos do SEP, etc., que fazem parte do banco de dados do centro de operação.

através da adição de pseudo-medidas (MONTICELLI; WU, 1985). Recentemente, (LONDON JR.; ALBERTO; BRETAS, 2007) desenvolveram um método que permite a análise e restauração da observabilidade baseado na fatoração triangular da matriz Jacobiana, não requerendo a solução de sistemas de equações lineares. A vantagem dos métodos numéricos em relação aos métodos topológicos é que todo o trabalho realizado para fazer a análise de observabilidade é aproveitado do processo de estimação de estado, pois utilizam rotinas já disponíveis nos programas. Sua desvantagem é o fato de estarem sujeitos a erros numéricos (WU; MONTICELLI, 1985);

3. Os métodos híbridos baseiam-se na teoria de grafos e na fatoração triangular de matrizes. A ideia é aproveitar as vantagens dos métodos topológicos e numéricos, isto é, através da teoria de grafos busca diminuir a quantidade de cálculos necessários. Partindo desta ideia, (CONTAXIS; KORRES, 1988) desenvolveram uma metodologia que se baseia na utilização das medidas de fluxo para obtenção do modelo reduzido da rede (ilhas de fluxo), obtendo assim a matriz ganho reduzida e não requerendo a solução de sistemas de equações lineares. Posteriormente, (BRETAS, 1996) desenvolveu um novo método para analisar a observabilidade, identificar ilhas observáveis e restaurar a observabilidade completa da rede, a partir da triangulação da matriz ganho e dos conceitos de caminhos de grafos. As sub-rotinas requeridas para implementação computacional são idênticas às rotinas disponíveis nos programas destinados à estimação de estado, facilitando a sua implementação.

2.2.3 Etapa 3: Estimação de Estado

Considerando a topologia do sistema (obtida pelo configurador de redes), através dos parâmetros do mesmo (armazenados no banco de dados) e do conjunto de medidas disponível, o estimador de estado permite determinar as variáveis de estado de todas as barras do sistema. O estimador de estado pode ser estático (abordado neste trabalho) ou dinâmico. O estimador estático pode ser considerado uma generalização do problema clássico de fluxo de carga (HANDSCHIN et al., 1975), já o dinâmico considera as relações entre as grandezas em instantes de tempo diferentes (BRETAS, 1981).

A estimação de estado consiste no cálculo de variáveis de estado desconhecidas, através de um conjunto de medidas não exatas, logo, a estimativa obtida também não será exata. Assim, o problema da estimação consiste em encontrar uma forma de se atingir a melhor estimativa e, para isto, dos muitos critérios estatísticos existentes, o que vem sendo mais utilizado em SEP é o estimador por mínimos quadrados ponderados (WLS) (ABUR; EXPÓSITO, 2004), em razão da simplicidade da sua formulação, bem como da facilidade da sua implementação computacional.

O estimador de estado WLS, proposto originalmente por (SCHWEPPE; WILDES, 1970), fornece resultados adequados quando os ruídos nas medidas são Gaussianos, mas falha na ocorrência de um ou mais EGs (ABUR; EXPÓSITO, 2004). Para superar essa limitação foram propostos métodos para detecção e identificação de EGs, dentre os quais os mais utilizados baseiam-se na análise dos resíduos⁶ das medidas, pois fornecem informações sobre eventuais violações das suposições relativas ao modelo de medição.

O EEWLS, associado com técnicas para processamento de EGs pela análise dos resíduos das medidas, apresenta desempenho satisfatório na ocorrência de EG simples, ou quando ocorrem EGs múltiplos não interativos (MONTICELLI, 2000), todavia pode falhar nas seguintes situações:

1. EGs associados a medidas com baixa redundância (medidas críticas ou pertencentes a conjuntos críticos de medidas);
2. EGs múltiplos interativos;
3. EGs em medidas que possuam a característica de serem altamente influentes, ou seja, de atraírem a convergência do processo de estimação de estado, chamadas medidas ponto de alavancamento (MONTICELLI, 2000).

Tendo em vista a possibilidade de falha do EEWLS, outros estimadores de estado considerados mais robustos estatisticamente foram aplicados em SEP, como de Mínimo Valor Absoluto Ponderado (WLAV, do inglês *Weighted Least Absolute Value*) e o de Mínima Mediana do Resíduo Ponderado ao Quadrado (WLMS, do inglês *Weighted Least Median of Squares*).

No caso do estimador WLAV, o problema de estimação de estado pode ser formulado como um problema de programação linear e que, por sua vez, pode ser solucionado através da aplicação dos métodos já desenvolvidos nessa área. A estimação de estado baseada em programação linear foi originalmente proposta por (IRVING; OWEN; STERLING, 1978) e posteriormente desenvolvida por (KOTIUGA; VIDYASAGAR, 1982) e (FALCÃO; ASSIS, 1988) na tentativa de solução do problema de medições portadoras de EGs interativos. Tal estimador mostra-se mais robusto que o WLS na presença de EG simples e múltiplos. Entretanto, o WLAV falha na ocorrência de EG em uma ou mais medidas ponto de alavancamento.

(MILI; PHANIRAJ; ROUSSEUW, 1991) propuseram o estimador de estado baseado no método da Mínima Mediana do Resíduo Ponderado ao Quadrado (WLMS) para SEP. Trata-se do primeiro estimador estatisticamente robusto, aplicado em SEP, capaz de filtrar erros grosseiros existentes em mais de uma medida classificadas como ponto de alavancamento. Posteriormente, (MILI; CHENIAE; ROUSSEUW, 1994) desenvolveram uma expressão para determinar a mediana que minimiza o resíduo ponderado ao quadrado

⁶Resíduo é a diferença entre o valor medido e o valor estimado de uma medida.

considerando a redundância local de medidas, diferentemente do trabalho anterior, onde esta expressão era obtida em termos da redundância global. Entretanto, tal estimador requer uma busca combinatorial, que inviabiliza sua aplicação em tempo real (FALCÃO; ARIAS, 1994; MONTICELLI, 2000).

Observação 1. *A formulação matemática detalhada do EEWLS será apresentada na Seção 2.3.*

2.2.4 Etapa 4: Processamento de Erros Grosseiros

A possibilidade de detectar e identificar erros grosseiros é um dos atributos importantes do processo de EESEP. Alguns EGs são óbvios e podem ser identificados *a priori* e eliminados do processo de estimação, através de uma simples verificação dos dados de entrada das medidas. Tais erros podem ser: valores absurdos da amplitude de tensão, valores muito além dos esperados para medidas de potência e/ou corrente elétrica, etc. (ABUR; EXPÓSITO, 2004). Entretanto, nem todos os tipos de EGs são facilmente detectáveis ou identificáveis dessa forma, exigindo o emprego de outras metodologias.

As medidas analógicas, fornecidas ao estimador de estado, estão sujeitas aos erros grosseiros (EGs), que levam o processo de estimação de estado a resultados errôneos ou, até mesmo, à não convergência do processo iterativo. Devido à essa característica do conjunto de medidas, o estimador deve ser robusto o suficiente para detectar e identificar a presença de EGs nas medidas analógicas. Caso uma medida seja identificada como portadora de EG, esta pode ser eliminada do conjunto de medidas ou pode ser, ainda, corrigida e os estados são estimados novamente. Dentre os métodos já desenvolvidos para detecção e identificação de EGs, os mais empregados são aqueles que se baseiam na análise estatística dos resíduos das medidas (MONTICELLI, 1999).

Na ocorrência de EG simples, ou seja, apenas uma medida possuir EG, os métodos para detecção e identificação de EGs baseados na análise dos resíduos apresentam um bom desempenho. Entretanto, possuem limitações, como o fato de não detectarem EGs em medidas críticas⁷ e não identificarem EGs em conjuntos críticos⁸ de medidas. Isto se deve ao fato de as medidas críticas apresentarem resíduos nulos e as medidas de um conjunto crítico de medidas apresentarem resíduos normalizados iguais.

Para contornar estas limitações, (KORRES; CONTAXIS, 1994), (ABUR; MAGNAGO, 1999), (ANTÔNIO; TORREÃO; COUTTO FILHO, 2001) e (LONDON JR.; BRITO; BRETAS, 2003) desenvolveram métodos que permitem a obtenção de sistemas de medição isentos de medidas críticas e conjuntos críticos de medidas.

⁷Uma medida é dita crítica quando, retirada do conjunto de medidas, faz com que um SEP observável se torne não observável (CLEMENTS; KRUMPHOLZ; DAVIS, 1981).

⁸Conjunto de medidas formado por medidas não críticas, em que a eliminação de uma medida qualquer, pertencente a este conjunto, faz com que as demais se tornem críticas (MILI; VAN CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA, 1984).

No caso de EGs múltiplos não-interativos⁹, quando esses não ocorrem em medidas críticas e conjuntos críticos de medidas, uma generalização da análise dos resíduos pode, na maioria das situações, ser suficiente para detectar e identificar corretamente as medidas portadores de EGs. Entretanto, tal generalização não pode ser feita para o processamento de EGs múltiplos interativos¹⁰, logo, para essa situação, as medidas com EGs são redundantes entre si, e, sendo os resíduos das medidas combinações lineares dos erros de medição, nem sempre as medidas com EGs são aquelas com os resíduos normalizados de maior magnitude (MILI; VAN CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA, 1984).

2.3 Formulação Matemática do Estimador de Estado WLS

Nesta seção, considerar-se-á o estimador de estado estático monofásico¹¹. No modelo barra-ramo processado pelo estimador de estado monofásico, os componentes de um SEP podem ser classificados de duas maneiras (MONTICELLI, 1983):

- elementos ligados entre uma barra qualquer do sistema e o nó-terra, como é o caso de geradores, cargas, reatores e capacitores;
- elementos ligados entre dois nós quaisquer do sistema, que correspondem aos ramos do modelo barra-ramo, como é o caso das linhas de transmissão, transformadores e defasadores.

Assim como nos estudos de fluxo de carga, na estimação de estado estática monofásica, os geradores e as cargas são modelados como injeções de potência (ativa e reativa) entrando e saindo das barras, respectivamente. Os elementos *shunt* (capacitores e reatores) são representados pelas correspondentes susceptâncias nas barras do modelo barra-ramo e, nesse caso, o sinal da susceptância vai determinar o tipo de elemento (positivo para capacitor e negativo para reator). A modelagem para linhas de transmissão e as equações utilizadas no processo de estimação de estado estática são as mesmas empregadas no estudo de fluxo de carga e encontram-se no **Apêndice A** deste documento.

⁹Ocorrem quando os resíduos das medidas com erro grosseiro apresentam fraca interação com os demais resíduos, ou seja, os resíduos são fracamente correlacionados.

¹⁰Ocorrem quando as medidas com erro grosseiro apresentam resíduos fortemente correlacionados com os resíduos das outras medidas.

¹¹Apesar de a geração, transmissão e distribuição da energia elétrica serem realizadas através de sistemas trifásicos, a maioria dos estimadores de estado propostos na literatura fazem uso do modelo por-fase, ou monofásico (modelo de sequência positiva), que é mais simples que o modelo trifásico. Importa lembrar que no modelo monofásico considera-se que as cargas são balanceadas e as redes simétricas, ou seja, admite-se a hipótese de sistema equilibrado, onde as grandezas elétricas nas fases apresentam a mesma magnitude, porém com defasagem angular de 120°.

2.3.1 O Modelo de Medição

Conhecidos os parâmetros e a topologia de um SEP, a determinação das suas variáveis de estado (tensões complexas nodais) realiza-se a partir de valores medidos, que estão sujeitos a erros inerentes ao processo de medição (falta de acurácia¹² dos medidores, erros dos canais de comunicação, efeitos de conversão analógico-digital, etc.). Dessa forma, as medidas disponíveis em um SEP podem ser relacionadas, aos erros de medição, através do seguinte modelo:

$$z = z^v + e, \quad (2.1)$$

onde:

z é o vetor das medidas analógicas aferidas de dimensão $(m \times 1)$;

z^v é o vetor com os valores verdadeiros das medidas de dimensão $(m \times 1)$;

e é o vetor aleatório de dimensão $(m \times 1)$ que representa os erros de medição.

Tendo em vista que os valores verdadeiros das variáveis de estado de um SEP não são conhecidos, consequentemente os valores verdadeiros das medidas são também desconhecidos. Para estimar as variáveis de estado é necessário fazer certas suposições sobre o modelo de medição apresentado em (2.1). Supõe-se, então, que o vetor de erros aleatórios das medidas analógicas e apresenta distribuição Gaussiana com média zero ($Ee = 0$) e matriz de covariância R ($E\{ee^T\} = R$), e que os erros são não correlacionados. Dessa forma, a matriz R é suposta diagonal, cujos elementos são as variâncias dos erros de medição, que são usualmente expressos como uma função da acurácia e do fundo de escala dos instrumentos de medição. A partir dessas suposições, o modelo de medição pode ser reescrito conforme apresentado a seguir:

$$z = h(x) + e, \quad (2.2)$$

onde:

x é o vetor das variáveis de estado de dimensão $(N \times 1)$, constituído usualmente por $(n - 1)$ ângulos de fase de tensão de barra e n magnitudes de tensão de barra, para um SEP com n barras, uma vez que uma das barras do SEP é escolhida como referência angular ($N = 2n - 1$);

h é o vetor de funções lineares, ou não (dependendo do tipo de medida), relacionando as quantidades medidas e as variáveis de estado, de dimensão $(m \times 1)$.

Usualmente, as medidas analógicas utilizadas no processo de ESEEP são medidas de potência ativa e reativa (fluxo em linhas e transformadores e injeção em barras) e de magnitude de tensão em barras, obtidas pelo SCADA. Entretanto, após o desenvolvimento

¹²Proximidade da medida relativamente ao verdadeiro valor da variável.

das Unidades de Medição Fasoriais (PMUs, do inglês *Phasor Measurement Units*), diversas pesquisas estão sendo realizadas para inclusão das Medidas Fasoriais Sincronizadas (MFSs) de fasor de tensão em barras e de fasor de corrente em ramos no processo de EESEP. Importa destacar que a base de tempo utilizada nas PMUs para sincronização das MFSs é o sinal de relógio do Sistema de Posicionamento Global por satélite (GPS).

Normalmente, as informações fornecidas pelas barras de injeção nula são também utilizadas como medidas no processo de EESEP. Tais informações, definidas como medidas virtuais (CLEMENTS; KRUMPHOLZ; DAVIS, 1983) são, a rigor, corretas, apesar da não existência de medição física. Dessa forma, as medidas virtuais podem ser tratadas como medidas de injeção de potência de baixa variância, ou como restrições de igualdade a serem incluídas na formulação do problema de EESEP.

Os erros das medidas são considerados como variáveis aleatórias independentes, com distribuição Gaussiana de média zero (SCHWEPPE; HANDSCHIN, 1974). Denominando R a matriz de covariância do vetor de erros das medidas, com dimensão $m \times m$, tem-se:

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & 0 \\ & \sigma_2^2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \sigma_m^2 \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

onde σ_i^2 é a variância do erro da medida i . Assim $e_i \sim N(0, R_{ii})$ para todo i .

2.3.2 O Método da Equação Normal

Através da aplicação da metodologia dos mínimos quadrados ponderados, a melhor estimativa do vetor de variáveis de estado x , designada por $\hat{x}$, pode ser obtida calculando-se o valor de x que torne mínimo o índice $J(x)$ (SCHWEPPE; HANDSCHIN, 1974), que representa uma função de "custo" dada por:

$$J(x) = e^T R^{-1} e, \quad (2.4)$$

ou ainda:

$$J(x) = [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)], \quad (2.5)$$

sendo R^{-1} o inverso da matriz de covariância do vetor de erros das medidas, aqui utilizado como matriz de ponderação das medidas.

O índice $J(x)$ torna-se mínimo quando:

$$\frac{\partial J(x)}{\partial x} = 0, \quad (2.6)$$

ou ainda:

$$H^T(\hat{x}) R^{-1} [z - h(\hat{x})] = 0, \quad (2.7)$$

sendo $\hat{x}$ o vetor de variáveis de estado estimadas, ou seja, a solução de (2.6) e $H(\hat{x})$ a matriz das primeiras derivadas das funções não lineares do vetor $h(x)$, conhecida como matriz Jacobiana, calculada no ponto $\hat{x}$ e representada por:

$$H(\hat{x}) = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}}. \quad (2.8)$$

Em razão do índice $J(x)$ ser uma função quadrática não linear, para a obtenção de $\hat{x}$ aplica-se um método iterativo que resolva uma equação linear a cada iteração k , de modo a calcular a estimativa corrente do vetor das variáveis de estado, através de sucessivas correções (SCHWEPPE; HANDSCHIN, 1974), dadas por:

$$x^{k+1} = x^k + \Delta x^k. \quad (2.9)$$

No entanto, para determinar a correção Δx^k , efetua-se a linearização das equações de $h(x)$ em torno do ponto x^k , representada pela equação:

$$h(x^{k+1}) \cong h(x^k) + H(x^k)\Delta x^k. \quad (2.10)$$

Reescrevendo (2.2), em relação às aproximações realizadas em $h(x)$, obtém-se o modelo de medição linearizado:

$$z = h(x^k) + H(x^k)\Delta x^k + e, \quad (2.11)$$

ou ainda:

$$\Delta z(x^k) = z - h(x^k) = H(x^k)\Delta x^k + e, \quad (2.12)$$

sendo $\Delta z(x^k)$ definido como o vetor dos resíduos das medidas.

A partir do modelo de medição linear, a função objetivo $J(\Delta x)$ torna-se:

$$J(\Delta x) = \frac{1}{2}[\Delta z(x^k) - H(x^k)\Delta x^k]^T R^{-1}[\Delta z(x^k) - H(x^k)\Delta x^k], \quad (2.13)$$

cujos mínimo é calculado a partir de:

$$\frac{\partial J(\Delta x)}{\partial \Delta x} = H(x^k)^T R^{-1}[\Delta z(x^k) - H(x^k)\Delta x^k] = 0. \quad (2.14)$$

Logo, a solução pode ser obtida pela seguinte equação:

$$\Delta x^k = [H(x^k)^T R^{-1} H(x^k)]^{-1} H(x^k)^T R^{-1} \Delta z(x^k), \quad (2.15)$$

que é denominada *Equação Normal*, onde:

$$H(x^k)^T R^{-1} H(x^k) = G(x^k) \quad (2.16)$$

é denominada matriz ganho (G).

2.3.3 Algoritmo do Estimador de Estado WLS

O processo iterativo começa a partir de um valor inicial x^0 e, a cada iteração k , as correções nas variáveis de estado Δx são obtidas através da equação (2.15). A atualização do vetor de variáveis de estado é obtida através da equação (2.9), até que um critério de parada seja satisfeito, como:

$$\max |\Delta x^k| \leq \varepsilon, \quad (2.17)$$

no qual ε denota uma tolerância ao erro previamente estabelecida. Assim, esse critério indicará que o processo iterativo será encerrado quando a magnitude dos ajustes nas variáveis de estado for desprezível.

O algoritmo do estimador de estado WLS pode ser resumido pelos passos dados a seguir, adaptado de (ABUR; EXPÓSITO, 2004):

Passo 1: Fazer $k = 0$ e escolher uma solução inicial $x^k = x^0$;

Passo 2: Calcular as matrizes $H(x^k)$ e $G(x^k)$ no ponto $x = x^k$;

Passo 3: Obter a correção nas variáveis de estado através da equação normal e atualizar as variáveis:

$$\Delta x^k = G(x^k)^{-1} H(x^k)^T R^{-1} \Delta z(x^k); \quad (2.18)$$

$$x^{k+1} = x^k + \Delta x^k. \quad (2.19)$$

Passo 4: Testar o critério de parada: se $\max |\Delta x^k| \leq \varepsilon$, o processo convergiu. Caso contrário, faça $k = k + 1$ e retorne ao **Passo 2**.

Observação 2. Além do critério de parada de tolerância ao erro na variável de estado, foi incluído também o critério de parada de acordo com o número máximo de iterações para a convergência do processo, logo, se após k_{max} iterações não houver convergência, o processo é interrompido.

A seguir, na Figura 2.4, tem-se o fluxograma do algoritmo do estimador de estado WLS.

Uma vez apresentada a formulação básica do estimador de estado por mínimos quadrados ponderados, no capítulo a seguir serão apresentadas as principais técnicas tradicionais aplicadas no processamento de erros de medidas, de parâmetros e de topologia.

Figura 2.4: Fluxograma do algoritmo do estimador de estado WLS.

Processamento de Erros em Estimação de Estado

3.1 Introdução

Uma das funções essenciais de um estimador de estado é a de detectar erros em medidas, identificá-los e corrigi-los, se possível. O processo de estimação de estado está sujeito a erros em medidas devido a várias razões, por exemplo: erros grosseiros (presentes em medidas analógicas), erros topológicos (presentes em medidas lógicas) ou erros de parâmetros (presentes nos dados de susceptância e condutância série de linhas de transmissão, susceptância *shunt* de linhas de transmissão, *taps* de transformadores, etc.).

Erros aleatórios usualmente existem em medidas devido à falta de acurácia dos medidores e à imperfeição dos meios de comunicação. Dada a existência de suficiente redundância de medidas, espera-se que tais erros sejam filtrados pelo estimador de estado. A natureza desta ação de filtragem dependerá do método específico de estimação empregado (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Alguns erros são óbvios e podem ser detectados e eliminados inicialmente na estimação de estado, através de uma simples checagem de plausibilidade. Alguns exemplos de erros como esses são magnitudes negativas de tensão, medidas com várias ordens de magnitude maiores ou menores que o valor esperado ou medidas com grandes diferenças entre correntes de entrada e saída em um nó de uma subestação. Infelizmente, nem todos os tipos de erros são facilmente detectáveis desta maneira, logo, os estimadores de estado devem estar associados a métodos mais avançados de detecção e identificação de EGs (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Sendo assim, neste capítulo será apresentada uma revisão bibliográfica acerca das metodologias tradicionais para detecção e identificação de erros grosseiros em medidas no processo de estimação de estado por Mínimos Quadrados Ponderados em SEP, bem como as metodologias tradicionais para processamento de erros de parâmetros e de erros topológicos.

3.2 Erros Grosseiros em Medidas

O tratamento de erros grosseiros em medidas depende do método implementado de estimação de estado. Quando se utiliza o estimador WLS, a maneira mais difundida e utilizada para detecção e identificação de EGs é através do processamento e análise dos resíduos das medidas, após o processo de estimação. A análise é essencialmente baseada nas propriedades dos resíduos, incluindo sua esperada distribuição de probabilidade.

Erros de medição podem ser classificados de várias formas diferentes, dependendo do tipo, localização e número de medidas que possuem erro. Eles podem ser, de forma geral, classificados como:

- Erro grosseiro simples: apenas uma das medidas em todo o sistema possui EG;
- Erros grosseiros múltiplos: mais de uma medida possui EG.

Erros múltiplos podem aparecer em medidas cujos resíduos são fortemente ou fracamente correlacionados. Medidas com resíduos fortemente correlacionados são aquelas cujos erros afetam o valor estimado das outras significativamente, podendo fazer com que uma medida correta possua um resíduo elevado devido à influência da outra, quando esta possui EG. Valores estimados de medidas com resíduos fracamente correlacionados não são significativamente afetados pelos erros umas das outras. Quando os resíduos das medidas são fortemente correlacionados (interativos) seus erros podem ser, ou não, conformativos (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Os EGs múltiplos interativos e não-conformativos são EGs cujo efeito não é "mascarado" nos resíduos das medidas portadoras de EGs. Sendo assim, as medidas com EGs apresentarão resíduos normalizados elevados. No caso dos EGs múltiplos interativos e conformativos, o efeito do EG é "mascarado" nos resíduos das medidas, fazendo com que as mesmas possuam comportamento semelhante às medidas sem EG. Dessa forma, as medidas portadoras de EGs irão apresentar resíduos normalizados pequenos e medidas sem EGs podem ser identificadas como portadoras de EGs (MILI; VAN CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA, 1984).

A Figura 3.1 ilustra como, tradicionalmente, os EGs em medidas podem ser classificados.

3.2.1 Classificação das Medidas

Os sistemas de potência podem conter vários tipos de medidas, podendo estas exibir diferentes propriedades, afetando a resposta do processo de estimação de estado de acordo com as mesmas propriedades, dependendo não somente dos seus valores, mas também de suas localizações. Portanto, as medidas podem pertencer a uma, ou mais, das categorias a seguir (CLEMENTS; DAVIS, 1986):

Figura 3.1: Classificação dos erros grosseiros em medidas.

- **Medida Crítica:** Uma medida é dita crítica quando, ao ser retirada de um sistema observável, faz com que o mesmo se torne não observável. A coluna da matriz de covariância dos resíduos (Ω), correspondente a uma medida crítica, será nula. Além disso, o resíduo de uma medida crítica será sempre zero, não possibilitando a detecção de erro em medida crítica através de técnicas baseadas na análise dos resíduos.
- **Medida Redundante:** Uma medida redundante é uma medida que não é crítica. Somente medidas redundantes possuem resíduos não nulos.
- **Par Crítico:** Um par crítico é composto por duas medidas redundantes, onde a supressão dessas medidas torna o sistema não observável. A supressão de apenas uma das medidas de um par crítico torna a outra medida crítica.
- **Conjunto Crítico:** É um conjunto de medidas formado por medidas redundantes, em que a eliminação de uma medida qualquer, pertencente ao conjunto, torna as demais medidas do mesmo críticas. De acordo com (MILI; VAN CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA, 1984), o erro em uma medida pertencente a um conjunto crítico de medidas pode ser detectado, mas não identificado, uma vez que os resíduos normalizados das medidas pertencentes a um conjunto crítico de medidas possuem valores iguais em módulo.

Levando em consideração as definições apresentadas acima, pode-se chegar às seguintes conclusões em relação ao estimador WLS associado ao teste do maior resíduo normalizado (PIERETI, 2011):

- Duas medidas quaisquer de um conjunto crítico constituem um par crítico de medidas;

- Para possibilitar a detecção de EGs, o nível de redundância das medidas disponíveis deve ser tal que garanta a ausência de medidas críticas;
- Para possibilitar a identificação de EGs, o nível de redundância das medidas disponíveis deve ser tal que garanta a ausência de medidas críticas e conjuntos críticos de medidas.

3.2.2 Propriedades dos Resíduos das Medidas

Considere a equação do modelo de medição linear:

$$\Delta z = H\Delta x + e, \quad (3.1)$$

onde, $E(e) = 0$ e $cov(e) = R$, que é uma matriz diagonal, assumindo que os erros das medidas não são correlacionados. Deve-se atentar ao fato de que os resíduos das medidas podem ser correlacionados, mesmo se os erros das medidas forem considerados como independentes (ABUR; EXPÓSITO, 2004). Então, para o estimador WLS, o vetor de estado estimado linearizado será dado por:

$$\Delta \hat{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \Delta z = G^{-1} H^T R^{-1} \Delta z \quad (3.2)$$

e o valor estimado de Δz será:

$$\Delta \hat{z} = H\Delta \hat{x} = P\Delta z, \quad (3.3)$$

onde $P = HG^{-1}H^T R^{-1}$ é usualmente chamada matriz de projeção ou matriz chapéu.

Uma ideia simplificada sobre a redundância local de uma medida pode ser obtida através da verificação dos valores correspondentes nas linhas da matriz P . Um valor elevado na diagonal, relativo aos elementos fora da diagonal de P , implica que o valor estimado correspondente àquela medida é essencialmente determinado por este valor medido, ou seja, a redundância local é baixa. Além disso, a matriz P apresenta as seguintes propriedades (ABUR; EXPÓSITO, 2004):

$$P.P.P...P = P; \quad (3.4)$$

$$P.H = H; \quad (3.5)$$

$$(I - P).H = 0. \quad (3.6)$$

Agora, os resíduos das medidas podem ser expressos da seguinte forma:

$$\begin{aligned} r &= \Delta z - \Delta \hat{z} \\ &= (I - P)\Delta z \\ &= (I - P)(H\Delta x + e) \text{ (Substituindo a Equação (3.6))} \\ &= (I - P)e \\ &= Se. \end{aligned} \quad (3.7)$$

A matriz S , denominada matriz de sensibilidade do resíduo, representa a sensibilidade dos resíduos das medidas em relação aos erros destas medidas. Essa matriz tem as seguintes propriedades:

- Não é uma matriz simétrica, a menos que as covariâncias dos erros sejam todas iguais, isto é, $R = k.I$, onde k é um escalar;
- $S.S.S...S = S$;
- $S.R.S^T = S.R$.

O estimador de estado WLS é baseado na hipótese de que os erros das medidas possuem distribuição Gaussiana, dada abaixo:

$$e_i \sim N(0, R_{ii}) \text{ para todo } i. \quad (3.8)$$

Utilizando a relação linear entre os resíduos das medidas e os erros das mesmas, dada pela Equação (3.7), a média e a covariância, e logo também a distribuição de probabilidade, dos resíduos das medidas podem ser obtidos da maneira a seguir:

$$E(r) = E(S.e) = S.E(e) = 0 \quad (3.9)$$

$$\begin{aligned} cov(r) = \Omega &= E[rr^T] \\ &= S.E[ee^T].S^T \\ &= SRS^T \text{ (Aplicando a propriedade de } S \text{ acima)} \\ &= SR. \end{aligned} \quad (3.10)$$

Portanto: $r \sim N(0, \Omega)$.

Os elementos fora da diagonal da matriz de covariância dos resíduos (Ω) podem ser usados para identificar medidas que possuem interações fortes ou fracas. Se $\Omega_{ij} \geq \xi$, então as medidas i e j possuem uma forte interação. Caso contrário, essas medidas são consideradas fracamente interativas ou não interativas. O limiar ξ depende da rede e de como as medidas estão distribuídas nessa rede (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

A matriz de covariância dos resíduos possui algumas propriedades interessantes que serão utilizadas no processo de identificação de erros grosseiros. Tais propriedades são apresentadas a seguir (ABUR; EXPÓSITO, 2004):

1. Ω é uma matriz real e simétrica;
2. $\Omega_{ij}^2 \leq \Omega_{ii}.\Omega_{jj}$;
3. $\Omega_{ij} \leq \frac{\Omega_{ii} + \Omega_{jj}}{2}$.

3.2.3 Detecção de Erros Grosseiros

A detecção consiste em determinar se o conjunto de medidas contém algum EG ou não. A identificação é o procedimento de encontrar qual medida específica possui o EG. Detecção e identificação de EGs dependem da configuração do conjunto de medidas em um dado sistema de potência.

Erros grosseiros podem ser detectados se a remoção da medida correspondente não faz com que o sistema torne-se não observável. Em outras palavras, um EG em uma medida crítica não pode ser detectado. Uma única medida contendo EG pode ser identificada se, e somente se, esta não é uma medida crítica e nem pertencente a um conjunto crítico. Se ambas as condições acima forem aceitas, erros grosseiros simples podem ser detectados e identificados pelos métodos que serão apresentados a seguir. Vale ressaltar que, como foi apresentado em (BRETAS et al., 2009), esses métodos podem falhar em determinados casos.

Os métodos comumente utilizados para detecção de EGs para o estimador WLS são o teste do Índice $J(x)$, baseado na análise da distribuição Chi-quadrada (χ^2), e o teste do maior resíduo normalizado, que serão apresentados a seguir.

i) Distribuição Chi-quadrada e Teste do Índice $J(x)$

Se x_i ($i = 1, \dots, m$) são variáveis aleatórias independentes que apresentam uma distribuição normal padrão¹, então a distribuição χ_m^2 (distribuição chi-quadrada com m graus de liberdade) será a distribuição apresentada pela nova variável $y = \sum_{i=1}^m x_i^2$. Pelas características dessa distribuição, pode ser mostrado que χ_m^2 possui média m , variância $2m$ e que, conforme o número de graus de liberdade (m) aumenta, essa distribuição se aproxima de uma distribuição normal. Se as variáveis aleatórias x_i são restritas a um conjunto de n equações independentes, então y apresentará uma distribuição χ_{m-n}^2 com o número de graus de liberdade reduzido pelo número de restrições (MONTICELLI, 1999). A Figura 3.2 ilustra a função densidade de probabilidade de χ_m^2 para três diferentes casos: $m = 2$, $m = 4$ e $m = 8$.

Assumindo que os erros das medidas e_i ($i = 1, \dots, m$) são independentes e que cada um apresenta média zero e variância σ_i^2 , ou seja, $e_i \sim N(0, \sigma_i^2)$, então o Índice $J(\hat{x})$ pode ser dado por:

$$J(\hat{x}) = \sum_{i=1}^m \frac{[z_i - h_i(\hat{x})]^2}{\sigma_i^2}. \quad (3.11)$$

Logo, o Índice $J(\hat{x})$ apresenta uma distribuição χ_{m-n}^2 , isto é, uma distribuição chi-quadrada com $m - n$ graus de liberdade, onde m é o número de medidas e n o número de variáveis de estado. Nessas condições, o valor esperado de $J(\hat{x})$ e sua variância são

¹Distribuição normal de média zero e variância unitária, ou seja, $x_i \sim N(0, 1)$.

Figura 3.2: Função densidade de probabilidade de χ_m^2 com m graus de liberdade.

dados por:

$$\begin{aligned} E[J(\hat{x})] &= m - n \\ E\{[J(\hat{x}) - (m - n)]^2\} &= 2(m - n) \end{aligned} \quad (3.12)$$

Note que para um sistema observável com $m = n$ todos os resíduos serão nulos e $J(\hat{x}) = 0$. Ao se executar a estimação de estado, obtém-se um valor $J(\hat{x})$ para a variável aleatória $J(x)$. Baseada nessa estimação, a decisão se este valor pertence ou não à distribuição χ_{m-n}^2 hipotetizada deve ser feita. A hipótese feita, no que se refere ao comportamento das variáveis aleatórias e_i , também será testada (indiretamente) para a distribuição normal, $N(0, \sigma_i^2)$, assim tem-se um teste de hipótese para detectar a presença de erros grosseiros.

O primeiro passo para o teste de detecção de EG é a consideração de uma hipótese nula H_0 e de uma hipótese alternativa H_1 , onde:

$$\begin{aligned} H_0 &\rightarrow E[J(\hat{x})] = m - n \\ H_1 &\rightarrow E[J(\hat{x})] > m - n. \end{aligned} \quad (3.13)$$

Assim, o teste de hipótese é feito da seguinte maneira (MONTICELLI, 1999):

- Se $J(\hat{x}) > C$, então rejeite a hipótese H_0 ;
- Se $J(\hat{x}) \leq C$, então aceite a hipótese H_0 .

Para o teste de hipótese, C é uma constante a ser determinada. Se α é um nível de significância do teste, então a constante C é dada por:

$$C = \chi_{m-n, 1-\alpha}^2. \quad (3.14)$$

Isto significa que, se H_0 é verdadeira, a probabilidade de $J(\hat{x}) > C$ é α (probabilidade de falso alarme), onde $1 - \alpha$ pode ser interpretado como um percentual de confiança do teste, isto é:

$$\int_0^C f(t)dt = 1 - \alpha. \quad (3.15)$$

A função $f(t)$ representa a função densidade de probabilidade da distribuição χ_v^2 , com $v = m - n$ graus de liberdade, e é dada por:

$$f(t) = \frac{t^{\frac{v}{2}-1} e^{-\frac{t}{2}}}{2^{\frac{v}{2}} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)}, \quad (3.16)$$

onde Γ é a função Gamma. Para ilustrar os conceitos apresentados em relação à distribuição χ^2 e suas propriedades, na Figura 3.3 tem-se a função densidade de probabilidade para a distribuição χ_8^2 (distribuição chi-quadrada com 8 graus de liberdade): $C = \chi_{8,0,95}^2 = 15,5$, isto é, $\text{Prob}(\chi^2 > 15,5) = 0,05$.

Figura 3.3: Função densidade de probabilidade para χ_8^2 .

Portanto, a função objetivo $J(x)$ do estimador de estado WLS pode ser utilizada como uma aproximação para a função y citada anteriormente. Logo, um teste de detecção de EG pode ser concebido baseado nas propriedades da distribuição χ^2 . Os passos do teste de detecção do Índice $J(x)$ são dados a seguir:

1. Resolva o estimador WLS e calcule o valor da função objetivo:

$$J(\hat{x}) = \sum_{i=1}^m \frac{[z_i - h_i(\hat{x})]^2}{\sigma_i^2}; \quad (3.17)$$

2. Encontre na tabela da distribuição χ^2 o valor correspondente à uma detecção com probabilidade $1 - \alpha = 95\%$ e $(m - n)$ graus de liberdade. Seja este valor $\chi_{(m-n),(1-\alpha)}^2$, assim: $1 - \alpha = \text{Pr}(J(\hat{x}) \leq \chi_{(m-n),(1-\alpha)}^2)$;

3. Teste se $J(\hat{x}) > \chi^2_{(m-n), (1-\alpha)}$. Em caso afirmativo, há suspeita de erro grosseiro, caso contrário, assume-se que as medidas são livres de erros.

ii) Teste do Maior Resíduo Normalizado

Um teste alternativo para detecção de EGs é baseado na utilização dos resíduos normalizados. O valor normalizado do resíduo de uma medida i pode ser obtido pela simples divisão do seu valor absoluto pelo valor correspondente da diagonal da matriz de covariância dos resíduos estimados:

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}} = \frac{|r_i|}{\sqrt{R_{ii}S_{ii}}}. \quad (3.18)$$

Admitindo a hipótese de que os erros das medidas (e_i) sejam variáveis aleatórias independentes, com distribuição normal de média zero e variância conhecida mostra-se, em (MONTICELLI, 1999), que os elementos do vetor de resíduos normalizados apresentam distribuição normal padrão, ou seja: $r_i^N \sim N(0, 1)$. Assim, o maior elemento em r^N pode ser comparado com um limiar estatístico para decidir se há erro grosseiro. Este limiar pode ser escolhido baseado no nível desejado para a sensibilidade de detecção.

A importância da normalização dos resíduos pode ser compreendida se for levado em conta que diferentes tipos de medidores possuem em geral variâncias diferentes, de modo que o valor do resíduo discrepante para uma medida pode ser perfeitamente aceitável para outra. A normalização dos resíduos coloca-os em uma mesma referência, permitindo assim, uma comparação justa dos seus valores absolutos.

Para o caso de existência de somente uma medida portadora de EG (desde que esta medida não seja uma medida crítica, nem pertencente a um conjunto crítico), pode ser demonstrado que o maior resíduo normalizado é o correspondente à medida errônea, sob a condição das demais medidas serem perfeitas. Esta propriedade se mantém verdadeira mesmo em alguns casos de EGs múltiplos, desde que as medidas errôneas apresentem fraca correlação, ou seja, desde que sejam essencialmente não interativas.

Considerando o caso onde o único EG ocorre na medida k , isto é $e_k \neq 0$, e todas as medidas restantes são perfeitas, $e_j = 0, j \neq k$, e utilizando a Equação (3.7), pode ser demonstrado que o resíduo normalizado para a medida errônea k é o maior dentre todos os resíduos das medidas livres de erros:

$$\begin{aligned} r_j &= S_{jk} \cdot e_k \quad j = 1, \dots, m. \\ r_j^N &= \frac{S_{jk} \cdot e_k}{\sqrt{R_{jj}} \cdot \sqrt{S_{jj}}} = \frac{\Omega_{jk} \cdot e_k}{\sqrt{\Omega_{jj}} \cdot R_{kk}} \\ &\leq \frac{\sqrt{\Omega_{jj}} \cdot \sqrt{\Omega_{kk}} \cdot e_k}{\sqrt{\Omega_{jj}} \cdot R_{kk}} \quad (\text{Usando a propriedade } \Omega_{jk}^2 \leq \Omega_{jj} \cdot \Omega_{kk}) \\ &= \frac{\sqrt{\Omega_{kk}} \cdot e_k}{R_{kk}} = \frac{S_{kk} \cdot e_k}{\sqrt{R_{kk}} \cdot \sqrt{S_{kk}}} = r_k^N \end{aligned} \quad (3.19)$$

3.2.4 Identificação de Erros Grosseiros

As propriedades dos resíduos normalizados apresentadas anteriormente, para o caso de EG simples no conjunto de medidas, podem ser utilizadas para originar um teste para identificar medidas portadoras de EG. Esse teste, denominado Teste do Maior Resíduo Normalizado (r_{max}^N) é composto das seguintes etapas:

Passo 1: Resolva o estimador WLS e obtenha o vetor de resíduos das medidas:

$$r_i = z_i - h_i(\hat{x}) \quad i = 1, \dots, m$$

Passo 2: Calcule os resíduos normalizados:

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}}, \quad i = 1, \dots, m$$

Passo 3: Encontre k de modo que r_k^N seja o maior dentre todos os r_i^N , $i = 1, \dots, m$.

Passo 4: Se $r_k^N > \beta$, então a medida k é suspeita de possuir EG. Caso contrário, pare, não há suspeita de existência de EG. O limiar β é escolhido baseado no nível desejado para a sensibilidade de detecção e usualmente é considerado igual a 3 (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Passo 5: Realize o tratamento adequado à medida errônea e volte ao **Passo 1**.

Após a identificação da medida portadora de EG, algum tratamento especial deve ser dado a essa medida, com o intuito de eliminar o seu efeito. Tradicionalmente, o efeito da medida com EG pode ser suprimido de duas maneiras (MONTICELLI, 1999):

- i) Retirada da medida com EG do conjunto de medidas e reestimação.
- ii) Recuperação do valor da medida com EG, através do valor de erro estimado e reestimação.

Observação 3. *A remoção da(s) medida(s) portadora(s) de EG(s), em casos de sistemas com baixa redundância, pode ser prejudicial ao processo de estimação de estado, uma vez que diminui-se ainda mais a redundância do mesmo, podendo levar à não observabilidade. Logo, a solução mais indicada e utilizada neste trabalho, caso seja detectada e identificada uma medida com EG, é a recuperação do valor da medida.*

A remoção, propriamente dita, da medida portadora de EG, pode ser evitada através da subtração do erro estimado do valor da medida. Assumindo que todas as medidas são perfeitas, exceto para a medida i , essa pode ser escrita como:

$$z_i + e_i = z_i^{EG}, \quad (3.20)$$

onde, z_i^{EG} é o valor da medida com EG, z_i é o valor "verdadeiro" e e_i é o valor do EG associado à medida i . Utilizando a relação linear da sensibilidade do resíduo dada pela Equação (3.7), o resíduo da medida errônea pode ser aproximado por:

$$z_i^{EG} - h(\hat{x}) = r_i^{EG} \approx S_{ii}e_i, \quad (3.21)$$

onde, $\hat{x}$ é o estado estimado baseado no conjunto de medidas incluindo a medida portadora de EG. Então, um valor aproximado para o erro e_i pode ser calculado. Subtraindo esse valor da medida errônea, tem-se que:

$$z_i \approx z_i^{EG} - \frac{R_{ii}}{\Omega_{ii}} \cdot r_i^{EG}. \quad (3.22)$$

O processo de estimação de estado pode então ser repetido após a correção da medida errônea através da aproximação acima. O resultado da estimação será aproximadamente o mesmo que seria obtido através da remoção da medida errônea do conjunto de medidas (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

O teste do maior resíduo normalizado apresentará diferentes desempenhos dependendo do tipo de EG e sua configuração.

- **Erro Grosseiro Simples:** No caso de EG simples, o teste do maior resíduo normalizado identificará a medida errônea, desde que essa não seja uma medida crítica e que a sua remoção do conjunto de medidas não origine nenhuma medida crítica dentre as restantes (ABUR; EXPÓSITO, 2004).
- **Erros Grosseiros Múltiplos:** No caso de EGs múltiplos, estes podem aparecer de três maneiras:
 1. *Não-interativos:* Se $S_{ik} \approx 0$, então as medidas i e k são ditas não-interativas. Neste caso, mesmo que o EG apareça simultaneamente em ambas as medidas, o teste do maior resíduo normalizado pode identificá-los sequencialmente, um de cada vez.
 2. *Interativos, não-conformativos:* Se S_{ik} é significativamente grande, então as medidas i e k são ditas interativas. Entretanto, se os erros nas medidas i e k não são consistentes um com o outro, o teste do maior resíduo normalizado pode ainda indicar o EG corretamente. Em outras palavras, são EGs cujos efeitos não são "mascarados" nos resíduos das medidas portadoras de EGs, desta forma, as medidas com EGs apresentarão resíduos normalizados elevados, possibilitando sua identificação.
 3. *Interativos, conformativos:* São EGs interativos cujos efeitos são "mascarados" nos resíduos das medidas portadoras de EGs. Deste modo, as medidas com EGs apresentarão resíduos normalizados pequenos, e a identificação dos EGs através do teste do maior resíduo normalizado pode falhar (PIERETI, 2011).

3.3 Erros de Parâmetros

Para a realização do processo de EESEP é suposto que os parâmetros utilizados nos modelos de rede elétrica não possuam erros. Desta forma, não se considera como inerente

ao estimador de estado a obtenção dos valores dos parâmetros da rede. Entretanto, nem sempre esses valores são confiáveis, o que implica em uma sofisticação do processo de EESEP ao introduzir também os parâmetros da rede como variáveis a serem estimadas.

A utilização de parâmetros errôneos pode fazer com que o sistema opere fora da margem de segurança, afetando a análise de contingências, análise de curto circuito, cálculo de estabilidade de máquinas, planejamento de transmissão, estimação de estado, etc.

Tradicionalmente, suspeita-se da existência de erro no valor de determinado parâmetro quando as medidas relacionadas ao mesmo apresentam resíduos normalizados elevados. Os parâmetros do sistema, disponíveis no banco de dados das concessionárias, podem estar incorretos devido a uma série de fatores, tais como (ALBERTINI, 2010):

- Dados imprecisos fornecidos por fabricantes;
- Erros de modelagem decorrentes, por exemplo, quando se considera um modelo de parâmetros concentrados (π -nominal) ao invés de um modelo de parâmetros distribuídos;
- Aproximações feitas nos modelos de transformadores;
- Estimativas incorretas do comprimento das linhas de transmissão;
- Preenchimento incorreto da base de dados acessada pelo estimador;
- Alterações de projeto não atualizadas na base de dados como, por exemplo, seção de linha aérea que se tornou subterrânea;
- Discrepâncias nos valores dos parâmetros usados por diferentes setores de uma mesma empresa (FREUND, 2006);
- A não consideração da influência das condições climáticas em alguns parâmetros de linha como, por exemplo, a resistência;
- Erros que surgem durante a operação da rede elétrica devido a problemas elétricos ou mecânicos. Podem ocorrer em dispositivos de monitoramento de *taps* de transformadores, ou em função de uma modificação local de um *tap* sem a posterior informação ao centro de controle. Pode-se citar ainda a colocação em operação de bancos de capacitores, chaveamento de reatores de linha, entre outros.

A seguir, será apresentada uma revisão bibliográfica citando alguns trabalhos relevantes sobre o tema.

Vários pesquisadores têm estudado o problema de estimação de parâmetros. Em um dos primeiros artigos sobre o assunto (MERRILL; SCHWEPPE, 1973) foi proposta a estimação dos parâmetros da rede através de uma única amostra de medidas. Uma dificuldade dessa abordagem é o fato de que raramente existem medidas suficientes nas

vizinhanças do parâmetro suspeito para habilitar sua estimação através de uma única amostra de medidas. Em razão disso, foi desenvolvido por (SCHWEPPE; HANDSCHIN, 1974) um algoritmo para estimação de parâmetros que processa simultaneamente medidas de diversas amostras. Entretanto, em (SLUTSKER; MOKHTARI; CLEMENTS, 1996) foi constatado que os algoritmos de processamento simultâneo de medidas de diversas amostras são indicados apenas para aplicação *offline*.

Em (STUART; HERCZET, 1973) foi feita uma análise de sensibilidade dos resíduos das medidas com o intuito de estudar os efeitos de diferentes tipos de EPs (capacitância, indutância, resistência e posição de *tap* de transformador) sobre o processo de EESEP. A partir de um banco de dados com baixo nível de redundância global (NRG)², foi simulada a ocorrência de erros simultâneos nos parâmetros de três linhas de transmissão distintas e analisado o efeito desses erros nas estimativas obtidas. A principal contribuição dessa pesquisa foi a constatação de que a indutância da linha é responsável pelos maiores erros sobre os valores estimados.

Em (LIU; WU; SHAU-MING, 1992) e (LIU; SWEE-LIAN, 1995) supõe-se que os dados com erros não-Gaussianos, isto é, medidas com EGs, tenham sido previamente detectadas, identificadas e eliminadas. Logo, a presença persistente de valores elevados de resíduos normalizados é uma indicação da presença de EPs. Partindo desse princípio, os autores propuseram um algoritmo prático que utiliza medições em tempo real para estimar erros de parâmetros. O algoritmo consiste em uma abordagem para detecção e identificação de erros através da análise da sensibilidade dos resíduos associada a um estimador de estado WLS. Ainda segundo os autores, o algoritmo para processamento de EPs pode ser facilmente incorporado a qualquer pacote existente de estimação de estado.

Posteriormente, em (ZARCO; EXPÓSITO, 1996) foi apresentado um estudo detalhado da influência dos EPs na estimação de estado através de simulações com diversos sistemas associados a planos de medição com baixos e altos níveis de redundância. A partir dessa pesquisa concluiu-se que:

- A estimação de parâmetros pode ser realizada em pequenas sub-redes locais, nas proximidades do parâmetro suspeito, evitando processamento desnecessário. Em outras palavras, pode-se afirmar que medidas eletricamente distantes pouco influenciam a estimação de parâmetros suspeitos;
- Quanto maior a acurácia das medidas locais, maior será a influência do parâmetro na estimação, quando se consideram sub-redes locais;
- A presença de medidas de fluxo de potência é crucial para uma correta identificação de EPs, bem como para uma correta estimação de parâmetros, principalmente no tocante a parâmetros série.

²O NRG é definido como a razão entre o número total de medidas disponíveis pelo número de variáveis de estado a serem estimadas, ou seja, $NRG = m/N$.

Em (ZARCO; EXPÓSITO, 2000) é feito um extenso levantamento das técnicas utilizadas para o processamento de EPs até então publicadas. Em primeiro lugar, alguns resultados experimentais são apresentados, mostrando a influência destes erros no desempenho dos estimadores de estado WLS. Em seguida, o passo preliminar de identificação de parâmetros de rede suspeitos é discutido brevemente, além de ser sugerida uma classificação das técnicas propostas na literatura para estimar erros de parâmetros seguida por uma descrição das principais ideias por trás de cada método. Finalmente, é incluída uma discussão sobre as possibilidades e limitações de cada classe de métodos.

Em (COUTTO FILHO; SOUZA; MEZA, 2008), foi proposto um algoritmo para detecção e identificação de EPs baseado na análise dos resíduos obtidos através de um processo de EESEP convencional. Este algoritmo pode ser resumido nos seguintes passos:

1. Para um dado conjunto de medidas, execute um estimador de estado convencional;
2. Execute o teste do maior resíduo normalizado. Se houver algum resíduo normalizado acima do limiar de detecção de erro, prossiga. Caso contrário, finalize o algoritmo.
3. Forme uma lista ordenada de medidas que violaram o limiar de detecção;
4. Para cada medida da lista, associam-se os ramos da rede adjacentes³ a esta;
5. O ramo que apresentar o maior número de medidas a ele associadas será o primeiro da lista de suspeitos, e assim sucessivamente.

Em (SOUZA; COUTTO FILHO; MEZA, 2009) foi desenvolvido um método *off-line* alternativo para detecção, identificação e correção de EPs série de linhas de transmissão modelado como um problema de otimização. Após a identificação dos parâmetros suspeitos de estarem com erros, através da análise dos resíduos normalizados, o problema de estimação de parâmetros é tratado como um problema de otimização, sendo este resolvido através de um algoritmo genético. Formula-se uma função de aptidão visando minimizar o resíduo normalizado das medidas incidentes aos ramos suspeitos. O processo de EESEP convencional é utilizado de forma acessória, participando na avaliação da aptidão dos indivíduos gerados durante o processo de busca. O método pode ser utilizado em conjunto com qualquer estimador de estado, sem a exigência de mudança alguma nas rotinas presentes em tal aplicativo, nem mesmo de aumento da redundância de medidas para realizar a estimação de parâmetros. Os resultados de simulações computacionais mostram que o método possibilita o tratamento de EPs simples e múltiplos em ramos adjacentes ou não.

Em (ZHU; ABUR, 2010) é mostrado que a identificação de alguns EPs, assumindo a disponibilidade de um conjunto de medidas convencionais, nem sempre é possível, não importando quão redundantes tal conjunto seja. Em seguida, o artigo descreve a necessidade de medições fasoriais sincronizadas para superar essa limitação e apresenta um

³Uma medida está associada ou é adjacente a um determinado ramo, quando a equação que relaciona tal medida com as variáveis de estado depender do parâmetro dessa linha de transmissão.

método de identificação que requer o uso de tais medições. Também são incluídos exemplos para descrever a aplicação do método proposto para um número de topologias típicas e configurações de medição.

Com base nos estudos referentes à influência dos EPs no processo de EESEP, pode-se afirmar que seus efeitos são muito prejudiciais, podendo levar a estimativas errôneas para as variáveis de estado. Além disso, tais erros são menos evidentes que os EGs e erros topológicos, podendo não ser detectados e permanecendo nos dados fornecidos pelo estimador (ALBERTINI, 2010). A seguir, serão apresentadas diferentes metodologias para detecção e identificação de EPs.

3.3.1 Detecção e Identificação de Erros de Parâmetros

Do ponto de vista da estimação de estado, um erro de parâmetro tem o mesmo efeito de um conjunto de erros grosseiros correlacionados incidentes sobre todas as medidas adjacentes à linha com o parâmetro errôneo, ou seja, as medidas de fluxo de potência presentes nessa linha de transmissão e as injeções de potência em suas barras terminais. Assim, os elementos da rede, cujas medidas adjacentes apresentarem resíduos normalizados de magnitude elevada serão considerados como suspeitos, em termos dos parâmetros associados aos mesmos. Nesse caso, é recomendada a estimação de seus parâmetros.

De forma geral, os métodos desenvolvidos para estimação de parâmetros podem ser divididos em dois grupos (ABUR; EXPÓSITO, 2004): o de métodos baseados na análise da sensibilidade dos resíduos e o de métodos que aumentam o vetor de variáveis de estado. Os métodos referentes a ambos os grupos dependem de uma estimação de estado convencional para a determinação dos ramos suspeitos de estarem com EPs e serão apresentados a seguir.

• 1. Métodos Baseados na Análise dos Resíduos

Os métodos desse grupo são executados no final do processo de EESEP convencional e aproveitam os cálculos necessários à identificação dos parâmetros suspeitos. Logo, esses métodos são mais facilmente incorporados aos estimadores de estado, pois os mesmos não exigem muitas alterações no código computacional. Em razão desses métodos utilizarem o vetor de variáveis de estado convencionais, sem a inclusão dos parâmetros suspeitos, é possível executar a estimação de parâmetros logo depois de finalizada a estimação de estado. Deve-se destacar que muitas vezes é necessário realizar diversas iterações do laço sequencial: estimação de estado - estimação de parâmetro (ALBERTINI, 2010).

Em (VAN CUTSEM; QUINTANA, 1988) foi proposto um método para estimação de parâmetros baseado na análise do efeito dos EPs nos resíduos das medidas. Embora o método possa ser aplicado a qualquer parâmetro da rede elétrica, foi dada ênfase para a análise de erros na posição de *taps* de transformadores. De acordo com os autores, a equação referente à modelagem das medidas pode ser reescrita da seguinte maneira

(VAN CUTSEM; QUINTANA, 1988):

$$z_s = h_s(x^t, p^t) + e_s = h_s(x^t, p^*) + [h_s(x^t, p^t) - h_s(x^t, p^*)] + e_s, \quad (3.23)$$

onde:

$\mathbf{z}$ é o vetor de medidas;

$\mathbf{h}$ é o vetor das funções não lineares relacionadas às medidas;

$\mathbf{e}$ é o vetor de erro das medidas;

s é o sub-índice que indica o conjunto de medidas adjacentes ao parâmetro errôneo;

x^t é o vetor de valores verdadeiros das variáveis de estado;

p^t é o vetor de valores verdadeiros dos parâmetros;

p^* é o vetor de valores errôneos dos parâmetros.

O termo entre colchetes na Eq. (3.23) corresponde a um vetor de erro de parâmetro que pode ser considerado um vetor adicional de erro das medidas. Se o erro do parâmetro for considerável, EGs podem ser detectados pelo estimador e as medidas adjacentes à linha com EP apresentarão resíduos elevados. Pode-se linearizar este vetor de erro adicional da seguinte maneira:

$$h_s(x^t, p^t) - h_s(x^t, p^*) \approx \left[\frac{\partial h_s}{\partial p} \right] e_p, \quad (3.24)$$

sendo $e_p = p^* - p^t$ o erro do parâmetro.

Como mostrado previamente, na Subseção 3.2.2, a relação de sensibilidade entre os resíduos e os erros das medidas é dada por:

$$r = Se, \quad (3.25)$$

sendo S a matriz de sensibilidade dos resíduos, dada por:

$$S = I - P = I - HG^{-1}H^T R^{-1}. \quad (3.26)$$

Assim, a partir de (3.25) e (3.26), pode-se estabelecer uma relação linear entre os resíduos das medidas afetadas (r_s) e o erro do parâmetro (e_p), como mostrado a seguir:

$$r_s = \left(S_{ss} \frac{\partial h_s}{\partial p} \right) e_p + \bar{r}_s, \quad (3.27)$$

onde:

S_{ss} é a submatriz de sensibilidade de dimensão ($s \times s$) de S correspondente às s medidas adjacentes aos parâmetros suspeitos;

$\bar{r}_s$ é o vetor de resíduos que seria obtido na ausência de erros nos parâmetros.

Em (VAN CUTSEM; QUINTANA, 1988) demonstra-se que, a partir da Eq. (3.27), a estimação ótima de e_p , a partir de r_s , é dada por:

$$\hat{e}_p = \left[\left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^T R_s^{-1} S_{ss} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right) \right]^{-1} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^T R_s^{-1} r_s. \quad (3.28)$$

No entanto, a resolução desse sistema pode requerer um esforço computacional elevado envolvendo a obtenção da matriz S_{ss} . Para evitar tal problema, (VAN CUTSEM; QUINTANA, 1988) propuseram uma expressão equivalente, obtida a partir da Eq. (3.26):

$$R_s^{-1} S_{ss} = R_s^{-1} - R_s^{-1} H_s G^{-1} H_s^T R_s^{-1}, \quad (3.29)$$

e definiram o vetor δ_s , dado por:

$$\delta_s = H_s^T R_s^{-1} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right). \quad (3.30)$$

Utilizando as equações (3.29) e (3.30), pode-se reescrever (3.28) da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \hat{e}_p &= \left[(H_{sp}^T R_s^{-1} H_{sp}) - (H_{sp}^T R_s^{-1} H_s G^{-1} H_s^T R_s^{-1} H_{sp}) \right]^{-1} (H_{sp}^T R_s^{-1} r_s) \\ \hat{e}_p &= \left[(H_{sp}^T R_s^{-1} H_{sp}) - (\delta_s^T G^{-1} \delta_s) \right]^{-1} (H_{sp}^T R_s^{-1} r_s). \end{aligned} \quad (3.31)$$

Logo, para cada elemento cujo parâmetro seja suspeito, procede-se com o seguinte algoritmo:

1. Identifique as medidas estimadas, adjacentes ao elemento suspeito;
2. Se apenas uma medida for afetada, a Eq. (3.28) torna-se:

$$\hat{e}_p = \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^{-1} \frac{r_s}{S_{ss}}. \quad (3.32)$$

Vá para o passo 3. Caso contrário:

2.1) Calcule $\frac{\partial h_s}{\partial p}$, H_s , substitua-os na Eq. (3.30) e calcule δ_s ;

2.2) Obtenha $\hat{e}_p$ a partir da Eq. (3.31).

3. Corrija o parâmetro: $p^{corrigido} = p^{suspeito} + \hat{e}_p$.
4. Realize uma nova estimação de estado e verifique se há parâmetros suspeitos. Caso afirmativo, volte ao passo 2. Caso contrário, finalize o algoritmo.

Esse método pode ser estendido para estimar simultaneamente vários erros nos parâmetros, sendo p , e_p , etc. vetores em vez de escalares. Finalmente, a estimação de estado pode ser repetida utilizando os parâmetros atualizados, sendo o erro no parâmetro estimado até que nenhuma correção significativa seja alcançada. De maneira geral, os

métodos baseados na análise da sensibilidade dos resíduos têm a vantagem de não degradarem o nível de redundância e não exigirem rotinas adicionais às já existentes para implementação do processo convencional de estimação de estado por mínimos quadrados ponderados. Entretanto, para alcançar a mesma acurácia dos métodos que aumentam o vetor de variáveis de estado, exigem a realização de diversos ciclos de estimação de estado e parâmetros (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

• 2. Métodos que Aumentam o Vetor de Variáveis de Estado

Os métodos desse grupo aumentam o vetor de variáveis de estado, incluindo os parâmetros suspeitos, como se estes fossem variáveis independentes, logo é necessário alterar o código computacional do processo convencional de EESEP por mínimos quadrados ponderados. Assim, os parâmetros são estimados juntamente com as tensões complexas das barras do SEP, o que se denomina estimação simultânea de estado e parâmetros. É importante notar que a execução preliminar da estimação de estado convencional pode ser necessária para identificar quais parâmetros devem ser incluídos no vetor de variáveis a serem estimadas, uma vez que, para manter um nível de redundância local razoável, o número de parâmetros suspeitos inclusos como variáveis extras, deve ser o mínimo possível.

Um dos primeiros métodos referentes à estimação simultânea de estado e parâmetros, baseado no vetor de estado aumentado via equação normal, foi proposto por (ALLAN; LAUGHTON, 1973). Esse método visava, inicialmente, a estimação de todos os elementos da matriz de admitâncias, permitindo a estimação de variáveis de estado e parâmetros através da diferença entre os valores dos parâmetros fornecidos pelo banco de dados e os seus valores estimados, além de identificar se os ramos do sistema estão fora de operação ou não.

Em (ALSAÇ et al., 1998) foi proposto um estimador de estado generalizado cuja principal contribuição foi a melhora no processo de obtenção de informações, além da inclusão de erros topológicos e erros de parâmetros no processo de estimação. O estimador proposto permite a modelagem das subestações suspeitas ao nível de seção de barra, para isto, o vetor de variáveis de estado convencional, constituído de magnitudes e ângulos de tensões, incorpora novas variáveis de estado, que são os fluxos de potência ativa e reativa através dos disjuntores e dos ramos cujos parâmetros serão estimados. Novas pseudo-medidas também são introduzidas no modelo, de maneira a permitir uma melhor distinção entre EGs, EPs e ETs.

De maneira geral, pode-se afirmar que a limitação dos métodos que utilizam equações normais está relacionada a problemas de observabilidade, pois raramente o número de medidas disponível é suficiente para estimar todas as variáveis de estado, uma vez que o conjunto de medidas permanece inalterado perante o aumento do vetor de variáveis de estado (ZARCO; EXPÓSITO, 2000).

Outra possibilidade para estimar o vetor de variáveis de estado aumentado se dá através de um algoritmo recursivo, baseado no filtro de Kalman, investigado inicialmente por (DEBS, 1974). Nesta abordagem, os parâmetros são modelados como constantes e as tensões complexas atualizadas segundo o processo de Markov. O uso de modelos dinâmicos permitiu o emprego da estimação recursiva, na qual a informação *a priori* sobre as variáveis de estado e os parâmetros estimados é combinada como uma informação atual (medidas) para atualizar a estimação de parâmetros. As limitações de tal formulação são:

- Problemas de convergência, quando aplicada a sistemas grandes e/ou com muitos parâmetros incorretos;
- O fato de considerar os parâmetros como constantes limita a flexibilidade do algoritmo, uma vez que alguns parâmetros são variáveis com o tempo;
- A necessidade de atualização da matriz de covariância dos EPs aumenta muito o custo computacional dos métodos baseados no filtro de Kalman, principalmente quando é grande a quantidade de parâmetros suspeitos (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Devido à sua complexidade matemática e de implementação, o método para estimação de parâmetros baseado no filtro de Kalman não será apresentado detalhadamente neste documento. Caso o caro leitor se interesse, poderá consultar os trabalhos de (DEBS, 1974), (SLUTSKER; MOKHTARI; CLEMENTS, 1996) e (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Em seguida, será apresentada a formulação matemática para estimação de parâmetros suspeitos através da aplicação da versão aumentada da Equação Normal convencional. O modelo de medição aumentado é dado por:

$$z = h(x, p) + e, \quad (3.33)$$

onde p é um vetor de parâmetros a serem estimados.

A função objetivo aumentada é definida como:

$$J(x, p) = \frac{1}{2}[z - h(x, p)]^T R_z^{-1} [z - h(x, p)] + \frac{1}{2}(p_0 - p)^T R_p^{-1} (p_0 - p), \quad (3.34)$$

onde p_0 é um vetor de valor(es) *a priori* (valores provenientes do banco de dados estático) do(s) parâmetro(s) suspeito(s).

De maneira a adaptar o código computacional do estimador WLS, o vetor de variáveis de estado aumentado (x_A) e o vetor de medidas aumentado (z_A) são dados por:

$$x_A = \begin{bmatrix} x \\ p \end{bmatrix}. \quad (3.35)$$

$$z_A = \begin{bmatrix} z \\ p_0 \end{bmatrix}. \quad (3.36)$$

Como citado previamente, independentemente da técnica adotada, estes métodos acarretam no aumento do número de elementos da matriz Jacobiana, já que são introduzidas tantas colunas extras quantas forem as novas variáveis (parâmetros suspeitos) adicionados ao vetor de variáveis de estado, sendo os elementos dessas novas colunas as derivadas parciais das equações das medidas relativas às novas variáveis de estado.

As informações *a priori* associadas às novas variáveis de estado (parâmetros suspeitos) também são adicionadas ao vetor de medidas. Assim, serão incluídas tantas linhas adicionais na matriz Jacobiana aumentada (H_A) quantas forem as informações *a priori* adicionadas ao vetor de medidas. A seguir, é apresentada a matriz Jacobiana aumentada H_A resultante da introdução de um único parâmetro suspeito como variável de estado:

$$H_A = \left[\begin{array}{cccccc|c} & & & & & & 0 \\ & & & & & & \vdots \\ & & & & & & \oplus \\ & & & & & & \vdots \\ & & & & & & 0 \\ & & & & & & \vdots \\ & & & & & & \oplus \\ \hline 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & 1 \end{array} \right], \quad (3.37)$$

onde H_x corresponde à submatriz Jacobiana que relaciona as medidas com as variáveis de estado convencionais (V e θ) e $\oplus$ representa os elementos não nulos referentes às derivadas das equações de medidas de fluxo e injeção de potência que dependem do parâmetro a ser estimado.

De forma geral, a matriz Jacobiana aumentada tem a seguinte estrutura:

$$H_A = \begin{bmatrix} H_x & H_p \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad (3.38)$$

onde I é uma matriz identidade de dimensão igual ao número de parâmetros a serem estimados.

Em seguida, a matriz ganho aumentada será dada por (MONTICELLI, 1999):

$$G_A = \begin{bmatrix} H_x^T R_z^{-1} H_x & H_x^T R_z^{-1} H_p \\ H_p^T R_z^{-1} H_x & H_p^T R_z^{-1} H_p + R_p^{-1} \end{bmatrix}, \quad (3.39)$$

onde R_p é a matriz de covariância dos parâmetros, utilizada como matriz de ponderação, de maneira análoga à matriz de ponderação das medidas R_z .

Se existir redundância suficiente para estimar os parâmetros, o valor atribuído ao desvio padrão do parâmetro (σ_p) é deveras importante, uma vez que pode influenciar significativamente o valor estimado $\hat{p}$. Atribuir a σ_p um valor muito grande, em relação ao desvio padrão das medidas σ_i , equivale a rejeitar a informação *a priori* p_0 e, portanto, o

valor do parâmetro estimado $\hat{p}$ seria determinado exclusivamente pelas medidas disponíveis no sistema. Caso contrário, se lhe for atribuído um valor muito pequeno, a influência do valor inicial do parâmetro é dominante e não há como melhorar significativamente o valor estimado. Em outras palavras, um valor estimado $\hat{p}$ próximo a p_0 será obtido, independente dos valores das medidas (ABUR; EXPÓSITO, 2004). Através de testes práticos, (ABUR; EXPÓSITO, 2004) sugerem que σ_p seja dado em função do valor do desvio padrão médio das medidas (σ_{med}), de acordo com a seguinte relação:

$$\frac{\sigma_p}{\sigma_{med}} \cong 10^3. \quad (3.40)$$

Finalmente, de posse das respectivas versões aumentadas dos vetores e matrizes envolvidos no processo de estimação de estado, a nova Equação Normal pode ser definida como:

$$G_A \Delta x_A = H_A^T R_A^{-1} \Delta z_A, \quad (3.41)$$

ou, mais detalhadamente:

$$\begin{bmatrix} H_x^T R_z^{-1} H_x & H_x^T R_z^{-1} H_p \\ H_p^T R_z^{-1} H_x & H_p^T R_z^{-1} H_p + R_p^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_x^T & 0 \\ H_p^T & I \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R_z^{-1} & 0 \\ 0 & R_p^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta z \\ p_0 - p \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

Observação 4. *Nas simulações realizadas neste trabalho, como será apresentado no Capítulo 5, os parâmetros suspeitos serão estimados através desta técnica de aumento do vetor de estado.*

3.4 Erros Topológicos

Conforme apresentado na seção 2.2, as etapas seguintes do processo de EESEP baseiam-se na obtenção da topologia do sistema na primeira etapa. Caso ocorra algum erro topológico que não tenha sido detectado pelo configurador de redes, este pode causar um aumento nos resíduos das medidas analógicas localizadas nas vizinhanças dos elementos configurados erroneamente. Logo, as medidas analógicas com resíduos elevados, serão identificadas como portadoras de EGs levando a um processo de eliminação de medidas analógicas, o que pode reduzir consideravelmente o nível de redundância local. Neste caso, os EGs podem passar a não ser mais detectados, mas o erro topológico permanece, fazendo com que o modelo do sistema não represente corretamente sua atual situação (PIERETI, 2007).

Os erros topológicos são classificados em duas categorias (ABUR; EXPÓSITO, 2004):

1. Erro de estado de ramo: afetam o estado de ramos da rede (linhas ou transformadores), podendo ocorrer de forma simples ou múltipla. ETs desse tipo são subdivididos em:

- a) ET de exclusão: ocorre quando um elemento do SEP está em operação, mas não é configurado na rede;
 - b) ET de inclusão: situação oposta à anterior, ou seja, o elemento não está em operação, mas é configurado na rede.
2. Erro de configuração de subestação: são erros afetando os dispositivos seccionadores (chaves ou disjuntores) que ligam as seções de barramentos das subestações. São ainda subdivididos em:
- a) ET de divisão: quando um barramento elétrico simples é modelado como duas barras distintas;
 - b) ET de fusão: situação oposta à anterior, duas barras sendo fundidas em um só barramento elétrico.

As técnicas propostas para lidar com o primeiro tipo de erro topológico são bastante similares àquelas descritas na Seção 3.3, para erros de parâmetros e, por isso, os ETs de ramo serão o foco de estudo dentre os ETs que podem ocorrer na estimação de estado. O segundo tipo de erro topológico, entretanto, requer procedimentos específicos nos quais o dispositivo seccionador afetado aparece explicitamente no modelo do estimador de estado. Devido a esse fato, ETs de subestações não serão estudados nesse projeto de pesquisa. Novamente, caso haja interesse por parte do leitor, poderá consultar os trabalhos de (IRVING; STERLING, 1982), (MONTICELLI, 1993) e (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Erros de topologia têm, em geral, uma influência mais drástica nos resíduos das medidas, em comparação a erros de parâmetros. Esse fato pode ser facilmente constatado ao se considerar, por exemplo, um erro de exclusão afetando um ramo de admitância Y . A exclusão desse ramo é equivalente a considerá-lo um ramo de admitância nula ou, em outras palavras, um ramo cuja admitância possui um erro de 100%.

As condições nas quais ETs podem ser detectados são analisadas detalhadamente em (CLEMENTS; DAVIS, 1988) e (WU; LIU, 1989). Um ET de ramo simples é detectável se as duas seguintes condições são satisfeitas:

1. O ramo não é irrelevante⁴;
2. A remoção de uma medida qualquer incidente a este ramo não o torna não-observável.

Erros topológicos podem ser detectados através de uma análise sistemática dos resíduos normalizados, desde que a redundância seja grande o suficiente (CLEMENTS; DAVIS, 1988). A presença de resíduos de elevada magnitude em várias linhas formando um *loop*, coexistindo com resíduos de pequena magnitude nas medidas de injeção de potência envolvidas, é considerada um indício claro desse tipo de erro. Entretanto, não é tão

⁴Um ramo é dito irrelevante quando este não possui nenhuma medida incidente.

simples desenvolver regras para a identificação de uma subestação suspeita de estar com erro, uma vez que o erro seja detectado (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Dada uma estimativa e uma lista de medidas previamente descartadas como errôneas, um teste de hipótese é aplicado em (LUGTU et al., 1980) para determinar topologias alternativas para a rede, que são consistentes com as medidas existentes.

Em (KOGLIN; OEDING; SCHMITT, 1986; KOGLIN; NEISIUS, 1990, 1993), é proposto um método baseado no número de medidas classificadas como errôneas. Um contador iniciado em zero é associado para cada barra do sistema. Uma medida de injeção errônea incrementa o contador da barra correspondente em uma unidade, enquanto uma medida de fluxo errônea incrementa o contador de cada barra terminal em uma unidade. As barras suspeitas são, então, identificadas como aquelas no topo da lista de barras, quando organizadas em ordem decrescente de seus respectivos contadores.

A aplicação de redes neurais artificiais a este problema é explorada em (SOUZA; SILVA; SILVA, 1998). As denominadas "inovações normalizadas", obtidas para cada medida a partir de um modelo dinâmico associado, são usadas como entradas para os classificadores de anomalias. As inovações normalizadas são, no estágio de pré-filtragem, a contrapartida dos resíduos normalizados no pós-processamento da estimação de estado, mas, de acordo com os autores, estas são livres do efeito de espalhamento que prejudica a identificação de erros de topologia, quando se utilizam somente os resíduos normalizados como base de análise.

Na prática, há casos em que a influência de erros de topologia nos resíduos normalizados não é tão significativa. Para os casos de ETs de exclusão, isso acontece quando o fluxo de potência através do respectivo ramo é pequeno. Em contrapartida, os ETs de inclusão são mais dificilmente notados quando a queda de tensão entre as duas barras envolvidas é pequena. Entretanto, o fator mais importante que afeta a capacidade de detectar tais erros é a presença de erros grosseiros em medidas adjacentes. Caso a redundância seja grande o suficiente, é bem improvável que um EG simples possa fazer com que as técnicas apresentadas anteriormente falhem, uma vez que estas são baseadas em valores anormalmente elevados de vários resíduos. Porém, baixa redundância associada com EGs múltiplos interativos constituem um cenário bastante desfavorável para a correta detecção e identificação de ETs (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

3.4.1 Detecção e Identificação de Erros Topológicos

Assim como atestado previamente, serão estudados os métodos de processamento de ETs de estado de ramos do sistema. Similarmente ao caso de erros de parâmetros, ETs dessa natureza podem ser detectados, identificados e corrigidos por metodologias baseadas na análise dos resíduos normalizados ou no aumento do vetor de variáveis de estado. Ambas as soluções serão apresentadas a seguir.

• 1. Métodos Baseados na Análise dos Resíduos

Essa metodologia utiliza os resultados da convergência de um estimador de estado de maneira a detectar erros de ramo. O efeito desse tipo de erro nas equações das medidas pode ser modelado da seguinte maneira (WU; LIU, 1989):

$$H = H_e + E, \quad (3.43)$$

onde:

H é a Jacobiana "verdadeira";

H_e é a Jacobiana incorreta devido a erros topológicos;

E é a matriz de erro da Jacobiana.

Substituindo (3.43) no modelo de medição linearizado dado por:

$$z = Hx + e \quad (3.44)$$

resulta em:

$$z = H_e x + Ex + e. \quad (3.45)$$

As características estatísticas do novo vetor de resíduos são dadas por (ABUR; EXPÓSITO, 2004):

$$\begin{aligned} r &= z - H_e \hat{x} = (I - K_e) (Ex + e) \\ E(r) &= (I - K_e) Ex \\ \text{cov}(r) &= (I - K_e) R, \end{aligned} \quad (3.46)$$

onde:

$$K_e = H_e (H_e^T R^{-1} H_e)^{-1} H_e^T R^{-1}. \quad (3.47)$$

Utilizando (3.44), cada componente do vetor de erro Ex pode ser escrita como uma combinação linear de erros de fluxos de linha. Seja f um vetor de erros de fluxos de linha e M uma matriz de incidência que relaciona as medidas de fluxos e injeções com as respectivas linhas às quais são incidentes. Então, o vetor de erro Ex pode ser reescrito como:

$$Ex = Mf \quad (3.48)$$

e o vetor de resíduos será dado por:

$$r = (I - K_e) Mf. \quad (3.49)$$

Agora, os valores esperados para os resíduos normalizados podem ser reescritos em função dos erros de fluxo de linha:

$$E(r^N) = \Omega^{-1/2} (I - K_e) Mf = Sf, \quad (3.50)$$

onde:

$$\Omega = \text{diag}\{\text{cov}(r)\};$$

S é a matriz de sensibilidade de r^N , relativa aos erros de fluxo de linha f .

Portanto, a detecção de ETs pode ser baseada na análise dos resíduos normalizados, assumindo que EGs em medidas já tenham sido identificados e corrigidos. A equação (3.50) afirma que $E(r^N)$ é uma combinação linear das colunas de S correspondendo aos ramos cujos estados estão errados (uma vez que os demais elementos de f são nulos). Entretanto, encontrar uma combinação de colunas que equivale a um dado vetor não é um problema trivial em geral, uma vez que a solução não é única. Logo, mesmo que o vetor f contenha o fluxo de potência através de qualquer dispositivo seccionador, utilizar técnicas baseadas na análise dos resíduos normalizados para identificação de ETs não é aconselhável em casos mais complexos, como, por exemplo, aqueles envolvendo erros de configuração de subestações (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

• 2. Métodos que Aumentam o Vetor de Variáveis de Estado

O estado de um ramo de impedância não-nula pode ser representado como uma simples variável inteira λ , que multiplica todas as admitâncias do ramo. Quando se considera essa variável, o modelo π generalizado (ver Apêndice A) é composto das seguintes admitâncias (série e paralela, respectivamente):

$$\begin{aligned} (g_{kl} + jb_{kl})\lambda \\ jb_{kl}^{sh}\lambda \end{aligned} \tag{3.51}$$

Claramente, $\lambda = 0$ representa um ramo desconectado e $\lambda = 1$ deve ser utilizado quando esse ramo está em serviço. A ideia dessa metodologia é incluir a variável λ no vetor de variáveis de estado para qualquer ramo suspeito de estar configurado erroneamente.

Em (SINGH; ALVARADO, 1995), utilizando um estimador WLAV, essa variável extra é compensada pela adição de duas pseudo-medidas conflitantes ($\lambda = 0$ e $\lambda = 1$). Se ambas medidas possuírem a mesma ponderação, o estimador automaticamente indicará aquela que é a mais coerente com as informações existentes e descartará a outra. Entretanto, ao se utilizar o estimador WLS, não faz sentido adicionar simultaneamente as duas restrições contraditórias. Se ambas forem consideradas pseudo-medidas corretas e possuírem o mesmo peso, então o estimador obterá como resultado $\lambda = 1/2$, o que é inútil. No caso oposto, isto é, se ambas as restrições forem ignoradas, o valor estimado de λ será dado pelas medidas analógicas. Um valor de λ próximo de 1 é uma indicação que a linha está em operação e um valor próximo de 0 implica em linha desconectada. Na prática, entretanto, devido a possíveis EGs, o valor estimado de λ pode diferir significativamente de 0 ou 1. Em um cenário ainda mais desfavorável, no caso de EGs em medidas adjacentes, o valor estimado de λ pode ser próximo de 1/2 e, nesse caso, o estado do elemento é ambíguo e, portanto, inconclusivo (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

De maneira a contornar esses problemas em potencial, a restrição quadrática dada por:

$$\lambda(1 - \lambda) = 0 \quad (3.52)$$

é usada para forçar o estimador a convergir para um dos dois estados possíveis. Se houver suficiente redundância local, então a restrição acima constitui uma informação redundante cujo único propósito é refinar o valor estimado de λ . Caso contrário, quando λ é não-observável, a restrição de igualdade é inútil pois ambas soluções possíveis podem ser alcançadas dependendo do ponto de partida (*flat start*). Isto ocorre, por exemplo, quando nem os fluxos de potência, bem como as injeções de potência adjacentes ao ramo em análise, são medidos (ramo irrelevante). Nesses casos, mesmo que as tensões complexas das barras terminais do ramo sejam observáveis, tanto as injeções quanto o estado da linha permanecem indeterminados (EXPÓSITO; ZARCO; QUINTANA, 1998).

Embora essa metodologia seja adequada idealmente para algoritmos de estimação de estado nos quais restrições de igualdade são modeladas explicitamente, a expressão (3.52) pode também ser utilizada como uma medida de alta acurácia, desde que sejam aplicadas técnicas de fatoração ortogonal na matriz Jacobiana de forma a prevenir o mal condicionamento das equações normais quando elevadas ponderações de medidas são utilizadas (ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Considere o caso onde o estado da linha conectando as barras k e l , representado pela variável λ , deve ser estimado. Então, as únicas linhas da matriz Jacobiana relacionadas à nova variável de estado são aquelas correspondentes aos respectivos fluxos de potência, injeções de potência adjacentes e a medida virtual dada por (3.52). Os fluxos de potência através da linha, a partir da barra de origem k , podem ser expressos como:

$$\begin{aligned} P_{kl}(\lambda) &= \lambda P_{kl} \\ Q_{kl}(\lambda) &= \lambda Q_{kl}, \end{aligned} \quad (3.53)$$

onde P_{kl} e Q_{kl} são os fluxos de potência convencionais. As injeções de potência na barra k podem ser expressas em função de λ de maneira similar:

$$\begin{aligned} P_k(\lambda) &= \sum_{m \in k, m \neq l} P_{km} + \lambda P_{kl} \\ Q_k(\lambda) &= \sum_{m \in k, m \neq l} Q_{km} + \lambda Q_{kl}. \end{aligned} \quad (3.54)$$

Finalmente, devido ao único elemento não-nulo de (3.52):

$$\frac{\partial [\lambda(1 - \lambda)]}{\partial \lambda} = 1 - 2\lambda, \quad (3.55)$$

os seguintes novos termos aparecerão na coluna extra da Jacobiana:

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_{kl}(\lambda)}{\partial \lambda} &= \frac{\partial P_k(\lambda)}{\partial \lambda} = P_{kl} \\ \frac{\partial Q_{kl}(\lambda)}{\partial \lambda} &= \frac{\partial Q_k(\lambda)}{\partial \lambda} = Q_{kl}. \end{aligned} \quad (3.56)$$

Deve-se notar que, a partir de (3.51), nas demais colunas da matriz Jacobiana, os parâmetros *série* e *shunt* da linha suspeita devem ser multiplicados por λ . Outra questão prática envolvendo essa metodologia é a escolha inicial (λ_0) para a nova variável de estado λ . Resultados experimentais mostram que, quando (3.52) é tratada como uma medida de alta acurácia, o processo de estimação sistematicamente converge para $\lambda = 1$ se $\lambda_0 > 1/2$ ou para $\lambda = 0$ se $\lambda_0 < 1/2$. Portanto, o valor "neutro" $\lambda_0 = 1/2$ deve ser adotado, o que implica no termo da Jacobiana dado por (3.55) sendo nulo. Além disso, uma vez que P_{kl} e Q_{kl} são também praticamente nulos no *flat start*, a Jacobiana torna-se má condicionada ou, até mesmo, singular durante a primeira iteração. Uma alternativa para evitar que isso ocorra seria adicionar a nova variável de estado λ somente após a primeira iteração.

Concluindo, a técnica de aumento do vetor de variáveis de estado aplicada ao estimador WLS pode ser assim resumida (ABUR; EXPÓSITO, 2004):

1. A partir do *flat start*, faça uma iteração e atualize o vetor de estado. Nesse estágio, a única diferença em relação ao estimador de estado convencional é o fator $\lambda_0 = 1/2$ que afeta os parâmetros da linha cujo estado deve ser estimado;
2. Da segunda iteração em diante, adicione a restrição quadrática (3.52) ao modelo de medição e inclua λ no vetor de variáveis de estado. Note que o efeito dessa restrição só terá influência ao fim da terceira iteração, uma vez que o valor de λ ainda é $1/2$ durante a segunda iteração.

Uma vez apresentadas as principais técnicas tradicionais para processamento de erros, no capítulo a seguir será apresentada a metodologia alternativa proposta para o mesmo fim. Tal metodologia baseia-se na interpretação geométrica dos erros das medidas e no conceito de inovação das medidas.

Metodologia Geométrica para Processamento de Erros

4.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados os fundamentos da metodologia geométrica, descritos detalhadamente em (BRETAS et al., 2009), (BRETAS; PIERETI, 2010), (BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011) e (BRETAS et al., 2013), e sua aplicação no processamento de erros em estimação de estado. Também será apresentado o índice de inovação (I), que classifica as medidas de acordo com as suas características de "mascarar" os seus erros. O mascaramento de erros das medidas pode provocar o mau funcionamento do estimador WLS clássico, uma vez que as medidas com erro mascarado nem sempre são detectadas e identificadas no processo de estimação, quando aplicados os métodos tradicionais de processamento de erros baseados na análise dos resíduos das medidas, o que pode levar as variáveis de estado a valores incorretos. O índice de inovação, juntamente com outros conceitos apresentados em (PIERETI, 2011) como o erro composto de medida (CME) e o erro normalizado composto (CNE), serão utilizados para possibilitar uma análise mais eficiente dos erros das medidas.

Além disso, será apresentada a proposta deste trabalho, que consiste na utilização do erro composto de medida em sua forma normalizada (CME^N) no lugar do resíduo normalizado para o processamento de erros grosseiros em medidas, erros de parâmetros da rede e erros topológicos.

4.2 Interpretação Geométrica dos Erros das Medidas

Como afirmado previamente, ao se utilizar o estimador de estado WLS, o objetivo é encontrar a melhor estimativa para o vetor $\hat{x}$, de dimensão N , que minimize o índice $J(x)$. Geometricamente, a função custo $J(x)$ é uma norma no espaço vetorial $\mathbb{R}^m$ das medidas,

induzida pelo produto interno $\langle u, v \rangle = u^T R^{-1} v$:

$$\begin{aligned} J(x) &= \|z - h(x)\|_{R^{-1}}^2 = \langle z - h(x), z - h(x) \rangle \\ J(x) &= [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)]. \end{aligned} \quad (4.1)$$

Seja $\hat{x}$ a solução do problema de minimização definido anteriormente. Assim, o vetor de medidas estimadas é dado por $\hat{z} = h(\hat{x})$ e o vetor de resíduos é definido como a diferença entre z e $\hat{z}$, ou seja, $r = z - \hat{z}$. A linearização (através da expansão em séries de Taylor) da equação que representa o modelo de medição, dado por $z = h(x) + e$, em um determinado ponto x^* , implica em:

$$\Delta z = H \Delta x + e, \quad (4.2)$$

onde $H = \partial h / \partial x$ é a Jacobiana de h calculada em x^* , $\Delta z = z - h(x^*) = z - z^*$ é a correção no vetor de medidas e $\Delta x = x - x^*$ é a correção no vetor de estados.

Se o sistema representado por (4.2) é observável, então o espaço vetorial $\mathbb{R}^m$ das medidas pode ser decomposto em uma soma direta de dois subespaços vetoriais, da seguinte forma:

$$\mathbb{R}^m = \mathfrak{R}(H) \oplus [\mathfrak{R}(H)]^\perp, \quad (4.3)$$

de maneira que a imagem de H , dada por $\mathfrak{R}(H)$, é um subespaço vetorial N -dimensional pertencente a $\mathbb{R}^m$ e $\mathfrak{R}(H)^\perp$ é seu complemento ortogonal, isto é, se $u \in \mathfrak{R}(H)$ e $v \in \mathfrak{R}(H)^\perp$, então $\langle u, v \rangle = u^T R^{-1} v = 0$.

Na formulação da estimação de estado linear, representada por (4.2), a sua solução pode ser interpretada como a projeção da correção do vetor de medidas Δz em $\mathfrak{R}(H)$. Seja P o operador linear que projeta o vetor Δz em $\mathfrak{R}(H)$, ou seja, $\Delta \hat{z} = P \Delta z$ e seja $r = \Delta z - \Delta \hat{z}$ o vetor de resíduos das medidas para o modelo linearizado. O operador P , que minimiza a norma J , é aquele que projeta Δz ortogonalmente em $\mathfrak{R}(H)$, isto é, o vetor $\Delta \hat{z} = H \Delta \hat{x}$ é ortogonal ao vetor de resíduos, no sentido do produto interno $\langle u, v \rangle = u^T R^{-1} v$. Mais precisamente:

$$\langle \Delta \hat{z}, r \rangle = (H \Delta \hat{x})^T R^{-1} (\Delta z - H \Delta \hat{x}) = 0. \quad (4.4)$$

Resolvendo esta equação para $\Delta \hat{x}$, obtém-se:

$$\Delta \hat{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \Delta z. \quad (4.5)$$

Como $\Delta \hat{z} = H \Delta \hat{x}$, a matriz de projeção P será a matriz idempotente:

$$P = H (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1}. \quad (4.6)$$

Portanto, geometricamente, o estimador de estado por mínimos quadrados ponderados, pode ser visto como uma matriz de projeção P , aplicada ao vetor de medidas z , conforme ilustrado na Figura 4.1, onde $\hat{z}$ é o vetor de medidas estimadas.

Figura 4.1: Interpretação geométrica do operador P agindo no vetor Δz .

Outra forma de visualizar a relação do erro de uma medida com o espaço imagem da matriz Jacobiana ($\mathfrak{R}(H)$) é através da decomposição do espaço vetorial das medidas em uma soma direta de $\mathfrak{R}(H)$ e $\mathfrak{R}(H)^\perp$. Assim é possível decompor o vetor de erros das medidas " e " em duas componentes: detectável e não detectável, da seguinte maneira:

$$e = Pe + (I - P)e. \quad (4.7)$$

Denominando e_U e e_D como as componentes não detectáveis e detectáveis do vetor de erro de medidas " e ", dadas por:

$$\begin{aligned} e_U &= Pe \\ e_D &= (I - P)e, \end{aligned} \quad (4.8)$$

o vetor de erros de medidas pode ser reescrito como:

$$e = e_U + e_D, \quad (4.9)$$

onde $e_U \in \mathfrak{R}(H)$ e $e_D \in \mathfrak{R}(H)^\perp$, desta forma:

$$\|e\|_{R^{-1}}^2 = \|e_U\|_{R^{-1}}^2 + \|e_D\|_{R^{-1}}^2. \quad (4.10)$$

- **Proposição:** O vetor de resíduo r , associado ao EE WLS, não é afetado pela componente não detectável (e_U) do vetor de erros das medidas.

Demonstração: Do equacionamento do estimador WLS, tem-se que:

$$\Delta \hat{x} = G^{-1} H^t R^{-1} \Delta z. \quad (4.11)$$

Tem-se também que o valor estimado de Δz é dado por:

$$\Delta \hat{z} = H \Delta \hat{x} = P \Delta z. \quad (4.12)$$

Como apresentado na Seção 3.2.2, a matriz de projeção tem a seguinte propriedade:

$$(I - P)H = 0, \quad (4.13)$$

logo, o resíduo das medidas pode ser expresso como:

$$\begin{aligned} r &= \Delta z - \Delta \hat{z} \\ &= (I - P)\Delta z \\ &= (I - P)(H\Delta x + e) \quad (\text{Substituindo a Equação (4.13)}) \\ &= (I - P)e \\ r &= e_D \end{aligned} \quad (4.14)$$

c.q.d.

Pela análise dessa proposição, pode-se concluir que pequenos resíduos normalizados não implicam em pequenos erros nas medidas, pois o resíduo da medida não é afetado pela componente não detectável dos erros. Então, o resíduo da medida não muda se um erro extra que se encontra no espaço vetorial de $\Re(H)$ for adicionado ao vetor de medidas. Em outras palavras, quando o valor do maior resíduo normalizado não é suficiente para detectar EG, pode-se afirmar, com certa segurança, que apenas a componente detectável do erro em todas as medidas disponíveis é pequena. Como consequência, o teste do maior resíduo normalizado pode muitas vezes falhar na detecção de EG para medidas que tenham uma grande componente não detectável (BENEDITO, 2011).

A proposição acima indica que a dificuldade, ou até mesmo a impossibilidade, de se detectar EG em algumas medidas é devido à alta razão entre as componentes não detectáveis e detectáveis dos seus erros, ou seja $\|e_U\|/\|e_D\|$, onde $\|e_U\|$ é a norma Euclidiana de e_U .

Desta forma, definiu-se a razão entre as componentes do erro como um Índice de Inovação (II) (BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011). Assim, suponha a existência de um erro simples na i -ésima medida, isto é:

$$e_i = b\delta_i, \quad (4.15)$$

sendo o vetor $\delta_i = \left[0, \dots, 0, \overset{i}{1}, 0, \dots, 0\right]^T$ e b um escalar qualquer que representa a magnitude do erro. Como mostrado na equação (4.8), as componentes detectável e não detectável são calculadas por:

$$\begin{aligned} e_U &= Pe \\ e_D &= (I - P)e. \end{aligned} \quad (4.16)$$

Define-se o II para a i -ésima medida como sendo (BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011):

$$II_i = \frac{\|e_D^i\|_{R^{-1}}}{\|e_U^i\|_{R^{-1}}} = \frac{\sqrt{(e_D^i)^T R^{-1} (e_D^i)}}{\sqrt{(e_U^i)^T R^{-1} (e_U^i)}} \quad (4.17)$$

A equação acima pode ser expressa em função apenas das matrizes P e $(I - P)$:

$$\begin{aligned} II_i &= \frac{\sqrt{((I - P) e_i)^T R^{-1} ((I - P) e_i)}}{\sqrt{(P e_i)^T R^{-1} (P e_i)}} \\ II_i &= \frac{\sqrt{((I - P) b \delta_i)^T R^{-1} ((I - P) b \delta_i)}}{\sqrt{(P b \delta_i)^T R^{-1} (P b \delta_i)}} \\ II_i &= \frac{b \sqrt{((I - P) \delta_i)^T R^{-1} ((I - P) \delta_i)}}{b \sqrt{(P \delta_i)^T R^{-1} (P \delta_i)}} \end{aligned} \quad (4.18)$$

A partir dessa representação para o II e, utilizando a demonstração matemática de (BENEDITO, 2011), demonstra-se que o numerador e o denominador da equação acima resultam, respectivamente, em (ver Apêndice B):

$$\begin{aligned} \|e_D^i\|_{R^{-1}} &= b \sigma_i^{-1} \sqrt{(I - P_{ii})} \\ \|e_U^i\|_{R^{-1}} &= b \sigma_i^{-1} \sqrt{P_{ii}} \end{aligned} \quad (4.19)$$

Logo, pode-se escrever o índice II , para a i -ésima medida, da seguinte forma:

$$II_i = \frac{\|e_D^i\|_{R^{-1}}}{\|e_U^i\|_{R^{-1}}} = \frac{\sqrt{P_{ii}}}{\sqrt{(I - P_{ii})}}, \quad (4.20)$$

sendo P_{ii} o i -ésimo elemento da diagonal principal da matriz de projeção P .

Como pode ser observado através da equação acima, o II não depende da magnitude do erro b , mas somente da matriz de projeção P e da matriz de sensibilidade do resíduo S ($S = I - P$). Isso ocorre porque a componente não detectável do erro está diretamente relacionada com a matriz de projeção P , ou com $\Re(H)$, enquanto a componente detectável está relacionada com a matriz de sensibilidade $(I - P)$, ou com $\Re(H)^\perp$. Assim, uma medida com valor reduzido de II , indica que uma grande parcela do seu erro será "mascarada" no processo de estimação de estado. Consequentemente, o erro da medida vai contribuir pouco para o valor do seu resíduo (BRETAS; PIERETI, 2010).

Para um entendimento mais claro do conceito do índice II será apresentado um exemplo com a presença de uma medida com II de baixa magnitude e uma com o II de elevada magnitude. Considere a Figura 4.2, que representa um simples sistema exemplo de duas barras.

Figura 4.2: Sistema de 2 barras.

Os parâmetros deste sistema e a ponderação das medidas de fluxo são tais que a medida z_1 tem baixo II e a medida z_2 tem alto II . Nesse caso, se a medida z_1 possuir EG, esse erro vai ser de difícil detecção, pois o resíduo dessa medida será baixo (vide Figura 4.3). Isso ocorre porque a componente detectável do erro da medida z_1 é muito pequena devido ao seu II reduzido. Em contrapartida, se a medida z_2 possuir EG, tendo em vista que a componente detectável do erro dessa medida é superior à sua componente não detectável, seu erro será de fácil detecção, uma vez que esta apresentará um resíduo elevado (vide Figura 4.4).

Figura 4.3: Exemplo de EG em uma medida com baixo II (PIERETI, 2011).

Figura 4.4: Exemplo de EG em uma medida com alto II (PIERETI, 2011).

Na seção seguinte é apresentado o conceito de inovação e o Índice de Inovação (II), o qual se baseia nas componentes detectáveis e não detectáveis apresentadas anteriormente.

4.3 Conceito de Inovação e Índice de Inovação (II)

A inovação de uma medida (BRETAS; PIERETI, 2010), no contexto da estimação de estado estática, pode ser definida como a nova informação que essa medida contém, em relação às outras medidas do sistema, ou seja, a informação não contida nas outras medidas. Essa definição sugere que a inovação esteja contida na parcela da medida que é independente das outras medidas do sistema, isto é, a parcela que não pode ser obtida a partir de combinações lineares das linhas da Jacobiana referente às medidas anteriores.

Como consequência, a informação nova contida em uma medida, é a parte da medida que é ortogonal à imagem da matriz Jacobiana relacionada ao conjunto de medidas do sistema. Assim, essa nova informação será a projeção ortogonal da medida na imagem da matriz Jacobiana, ou seja, pertencente a $\Re(H)^\perp$. No caso de uma medida conter erro, sua componente ortogonal à imagem da matriz Jacobiana mostrará o erro através do resíduo da medida; a outra componente, entretanto, terá seu erro mascarado. Desta maneira, o vetor de erro mascarado no processo de estimação de estado é o vetor que está contido na imagem da Jacobiana (BRETAS; PIERETI, 2010).

Uma vez que o resíduo das medidas estimadas é conhecido, e sendo as componentes do erro ortogonais entre si, é possível compor o vetor total de erros de medição. Isto é, para uma medida i , reescrevendo a Equação (4.10):

$$\|e_i\|_{R^{-1}}^2 = \|e_U^i\|_{R^{-1}}^2 + \|e_D^i\|_{R^{-1}}^2. \quad (4.21)$$

Este vetor de erros é então denominado de Erro Composto de Medida (CME , do inglês *Composed Measurement Error*). Com o intuito de encontrar o erro mascarado e então compor o erro total de medidas, é utilizado o Índice de Inovação, que é proposto como (BRETAS; PIERETI, 2010):

$$II_i = \frac{\|e_D^i\|_{R^{-1}}}{\|e_U^i\|_{R^{-1}}}. \quad (4.22)$$

Sabendo que os espaços vetoriais $\Re(H)$ e $\Re(H)^\perp$ são ortogonais entre si, então é possível recalcular o erro composto da i -ésima medida. Assim, a Equação (4.21) torna-se:

$$\begin{aligned} \|e_i\|_{R^{-1}}^2 &= \frac{1}{II_i^2} \|e_D^i\|_{R^{-1}}^2 + \|e_D^i\|_{R^{-1}}^2 \\ \|e_i\|_{R^{-1}}^2 &= \left(1 + 1/II_i^2\right) \|e_D^i\|_{R^{-1}}^2 = \left(1 + 1/II_i^2\right) \|r_i\|_{R^{-1}}^2, \end{aligned} \quad (4.23)$$

ou ainda:

$$CME_i = r_i \sqrt{1 + 1/II_i^2}, \quad (4.24)$$

onde r_i é o resíduo da i -ésima medida e II_i o Índice de Inovação desta mesma medida, ambos grandezas conhecidas.

Se o resíduo for normalizado e, então, for efetuada a composição do erro, chega-se ao denominado Erro Normalizado Composto (*CNE*, do inglês *Composed Normalized Error*) (PIERETI, 2011), dado por:

$$CNE_i = \frac{CME_i}{\sqrt{\Omega_{ii}}} = \frac{r_i \sqrt{1 + 1/II_i^2}}{\sqrt{\Omega_{ii}}} = r_i^N \sqrt{1 + 1/II_i^2}, \quad (4.25)$$

onde r_i^N é o resíduo normalizado da i -ésima medida. O *CNE* será posteriormente aplicado na correção da medida com EG.

Apresentados os conceitos da interpretação geométrica, a detecção, identificação e correção de medidas com erros grosseiros na estimação de estado WLS será baseada na análise do erro composto da medida *CME*.

4.4 Aplicação da Metodologia Geométrica para o Processamento de Erros Grosseiros

4.4.1 Distribuição χ^2 associada ao *CME*

Uma vez que os erros das medidas são variáveis aleatórias, o Índice $J(x)$ relacionado ao *CME*, assim como no caso do teste de detecção clássico, terá também uma distribuição chi-quadrada. Portanto, a detecção de EG utilizando o Índice $J(x)$ se dá da mesma forma apresentada na Seção 3.2.3, sendo seu valor calculado da seguinte maneira (PIERETI, 2011):

$$J(x) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{CME_i}{\sigma_i} \right)^2. \quad (4.26)$$

4.4.2 Novo Teste de Detecção e Identificação de EGs

Como mostrado em (BRETAS; PIERETI, 2010), (BRETAS; LONDON JR., 2010) e (BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011), o erro composto da i -ésima medida pode ser calculado por:

$$CME_i^2 = \left(1 + 1/II_i^2 \right) r_i^2. \quad (4.27)$$

Com esta equação, pode-se obter o erro composto de medida em sua forma normalizada (CME_i^N), que será utilizado posteriormente no teste de identificação da medida com EG. O (CME_i^N) é calculado por (BRETAS et al., 2013):

$$CME_i^N = \frac{r_i}{\sigma_i} \sqrt{1 + 1/II_i^2}. \quad (4.28)$$

Com o intuito de detectar a medida com EG, propõe-se o algoritmo a seguir:

Passo 1: Execute a estimação de estado e calcule o vetor de resíduos r ($r = e_D$);

Passo 2: Calcule o II de cada medida e posteriormente calcule o vetor da componente não detectável do erro (e_U), isto é: $e_U^i = (1/II_i) e_D^i$;

Passo 3: Com estes dois vetores em mãos calcule o erro composto de todas as medidas (CME_i) utilizando a Equação (4.27);

Passo 4: De maneira similar ao teste do maior resíduo normalizado, mas utilizando o CME^N ao invés do r^N da medida, faça o teste de detecção de EGs.

De maneira a identificar uma medida com erro grosseiro, uma vez que um erro tenha sido detectado no conjunto de medidas, é necessário utilizar o Teorema enunciado a seguir.

• **Teorema - O Teste do Maior Erro Normalizado (BRETAS et al., 2013)**

Assumindo que todas as medidas são pertencentes a um conjunto de medidas com erros aleatórios limitados, e adicionando um erro grosseiro em somente uma das medidas, a medida à qual foi adicionado o erro grosseiro possuirá o maior incremento do erro dentre todas as medidas.

Demonstração: Suponha o momento em que todas as medidas são perfeitas, sem nenhum erro. O vetor de resíduos das medidas será dado por:

$$r = (I - P)z = \Omega R^{-1}z, \quad (4.29)$$

que, nesta situação, é zero para todas as medidas.

Suponha agora que um erro é adicionado à medida z_i , com todas as outras permanecendo com seus valores originais. Como consequência, para esta nova medida: $z_i^n = z_i + b_i \sigma_i$, onde o índice n representa a nova medida. Seguindo o mesmo padrão da demonstração do teste clássico do maior resíduo normalizado apresentado em (MONTICELLI, 1999) (vide Seção 8.3.3) obtém-se:

$$r_i^n - r_i = b_i \sigma_i^{-1} \Omega_r u_i, \quad (4.30)$$

onde $\Omega_r u_i$ é a i -ésima coluna da matriz de covariância dos resíduos (Ω).

Como consequência, e seguindo o padrão da demonstração clássica de (MONTICELLI, 1999), obtém-se:

$$\left| r_i^{N,n} - r_i^N \right| \geq \left| r_j^{N,n} - r_j^N \right|, \quad (4.31)$$

ou, equivalentemente:

$$\left| CME_i^{N,n} - CME_i^N \right| \geq \left| CME_j^{N,n} - CME_j^N \right|; \quad j = 1, \dots, m, \quad (4.32)$$

onde o índice j representa qualquer uma das outras medidas sem erro.

Chega-se, então, à conclusão que o maior incremento do erro está presente na medida errônea e essa conclusão não depende das condições iniciais das medidas. Além disso, pode-se aplicar a generalização que, quando as medidas inicialmente possuem um erro aleatório, um valor mínimo de erro ocorrerá em todas as medidas, logo o erro estará presente na medida com o maior CME^N .

c.q.d.

4.4.3 Correção da Medida Errônea

Após o processo de detecção e identificação da medida errônea, a correção da medida deve ser realizada aplicando a seguinte equação (PIERETI, 2011):

$$z_i^C = z_i^{EG} - CNE_i\sigma_i, \quad (4.33)$$

onde, para a i -ésima medida:

z_i^C é o valor da medida corrigido;

z_i^{EG} é o valor da medida com erro;

CNE_i é o seu erro normalizado composto;

σ_i é o seu desvio padrão.

4.4.4 Fluxograma da Nova Metodologia para Processamento de EGs

O fluxograma do estimador de estado, associado à metodologia baseada na análise das componentes do erro, é apresentado na Figura 4.5.

Figura 4.5: Fluxograma da nova metodologia para processamento de EGs.

Observação 5. O limiar β escolhido para detecção de EG é o mesmo da metodologia tradicional, ou seja, $\beta = 3$.

4.5 Aplicação da Metodologia Geométrica para o Processamento de Erros de Parâmetros e Topológicos

Comprovada a eficácia da metodologia geométrica para o processamento de EGs simples e múltiplos em medidas, a sequência natural da pesquisa foi o estudo da viabilidade da aplicação do método também para o caso de EPs e ETs.

Usando projeções ortogonais, foi mostrado, na seção anterior, que a solução do problema de EEWLS pode ser obtida através da projeção do vetor sobre o espaço $\Re(H)$. Porém, como demonstrado em (VAN CUTSEM; QUINTANA, 1988; ZARCO; EXPÓSITO, 2000), quando existe algum elemento da rede com erro de parâmetro a matriz Jacobiana (H) é afetada. Ante o exposto, pode-se concluir que, na presença de EPs, a solução do problema de EEWLS é obtida pela projeção do vetor Δz sobre o espaço $\Re(H_p)$, que corresponde ao sistema elétrico representado com parâmetros errôneos, e não sobre o espaço $\Re(H)$, que corresponde ao sistema realmente em operação.

A Fig. 4.6 mostra que, quando não existem quaisquer tipos de erros, o vetor Δz está próximo ao espaço gerado pelas colunas da matriz Jacobiana, já que as medidas contêm apenas pequenos erros aleatórios e, conseqüentemente, o vetor de resíduos é pequeno. Entretanto, em consequência dos EPs (ou de topologia, conforme demonstrado em (LEÃO, 1990)), o espaço $\Re(H_p)$, relativo ao sistema configurado, sofre uma perturbação que o distancia de Δz e a estimação resulta em um vetor de resíduos de norma maior, conforme ilustrado na Fig. 4.6, onde são comparados os vetores de resíduos r e r_p , obtidos para o sistema sem EPs e com EPs, respectivamente.

Figura 4.6: Vetor Δz projetado sobre o espaço imagem sem EPs $\Re(H)$ e com EPs $\Re(H_p)$.

Conforme apresentado no Capítulo 3, as técnicas tradicionais para processamento de

EPs e ETs são baseadas na análise da sensibilidade dos resíduos das medidas. Neste projeto de pesquisa, entretanto, será utilizado o teste χ^2 para detecção de erros, o teste do maior CME^N para identificação de erros e o CNE como índice para correção dos valores das medidas. No caso de ocorrência de erros de parâmetros, os mesmos serão adicionados ao vetor de estado e estimados juntamente com as medidas, como descrito na Seção 3.3.1.

O erro e_i da i -ésima medida pode ser de elevada magnitude devido a uma série de fatores, como:

- Um erro grosseiro na i -ésima medida;
- Um erro em um parâmetro associado à equação desta medida;
- Um erro topológico em uma linha de transmissão que contém esta medida;
- Uma possível combinação dentre os fatores citados anteriormente.

A principal questão é identificar a causa desse alto e_i , o que a metodologia proposta dispõe-se a fazer. As consequências de um tipo de erro são bastante distintas daquelas em decorrência de outro e, assim como mostrado no processamento de EPs e ETs através da análise residual, tais diferenças permitirão identificar a causa do erro. Inicialmente, serão analisados os seguintes fatos envolvendo EGs, EPs e ETs:

- Um erro grosseiro em uma medida acarretará em uma detecção do teste de hipótese χ^2 (escolhendo uma probabilidade $1 - \alpha$ de falso alarme, sendo α o nível de confiança do teste, um valor numérico C é obtido via tabela de distribuição chi-quadrada para $\chi^2_{m;1-\alpha}$ de tal maneira que, na presença de erro, $J(\hat{x}) > C$) com um elevado CME^N local. Em outras palavras, a medida afetada possuirá seu CME^N acima do limiar de detecção de erro escolhido β^1 ;
- Um erro de parâmetro na linha $i-j$ se espalhará por todas as equações nas quais este parâmetro está presente. Logo, os fluxos de potência ativa ou reativa $i-j$ e $j-i$, bem como as medidas de injeção de potência ativa ou reativa das barras limitantes i e j apresentarão CME^N s acima do limiar de detecção de erro β ;
- Um erro de topologia pode ser considerado um caso extremo de erro de parâmetro, também espalhando o erro na vizinhança da linha afetada. Neste caso, entretanto, considerando que um erro de topologia do tipo exclusão ocorreu, i.e., a linha operacional $i-j$ foi configurada como estando desligada, os fluxos de potência ativa ou reativa $i-j$ e $j-i$ incidentes à linha não estarão presentes, uma vez que a linha foi

¹Esse limiar pode ser escolhido de acordo com o nível desejado para a sensibilidade à detecção de erro. Na literatura de estimação de estado, usualmente β é igual a três desvios padrões da medida correspondente, i.e., $\beta = 3$ (ABUR; EXPÓSITO, 2004)

excluída do banco de dados. Em contrapartida, as injeções de potência ativa ou reativa nas barras limitantes i e j apresentarão CME^N s muito elevados (geralmente acima de 30 desvios padrões, como observado nas simulações), devido ao desbalanço de potência ocasionado pela exclusão da linha de transmissão.

Observação 6. *Neste trabalho, foram considerados apenas erros topológicos do tipo exclusão. Para a análise de erro do tipo inclusão, seria necessário um estudo de como o mesmo deve ser modelado em concordância com o estimador proposto. Por exemplo, ao se adicionar uma linha de transmissão, quais os valores para os parâmetros da mesma deve-se supor? Como esta linha adicionada erroneamente não existe fisicamente no sistema, deve-se supor valores de fluxos nulos para a mesma?*

Como sugestão de trabalho futuro, pode-se estabelecer um padrão para a modelagem de tal erro topológico.

De acordo com as características essenciais mencionadas acima, será descrita, a seguir, a metodologia geométrica proposta para detectar, identificar e corrigir erros grosseiros em medidas analógicas, erros em parâmetros série e *shunt* de linhas de transmissão e erros de topologia do tipo exclusão. Nos testes preliminares, foi seguida a metodologia baseada na análise da sensibilidade dos resíduos, entretanto, utilizando-se o CME^N no lugar do r^N . Primeiro, é realizada a estimação de estado WLS convencional e, em seguida, é construída uma lista decrescente com os valores obtidos para os CME^N s de todas as medidas. Com essa lista em mãos, é verificado se há medidas com o CME^N acima do limiar β de detecção de erro. Posteriormente, realiza-se a fase de identificação do tipo de erro, aplicando-se o algoritmo da metodologia proposta para processamento de EGs, EPs e ETs, como descrito a seguir:

1. Leia o banco de dados de um dado conjunto de medidas e configuração de rede;
2. Execute o EEWLS e calcule o vetor de estado estimado ($\hat{x}$), o vetor de resíduos normalizados (r^N) e a matriz de projeção P ;
3. Calcule o vetor de inovação (II), dado por (4.20), e o vetor de erro composto de medida em sua forma normalizada (CME^N), dado por (4.28);
4. Construa uma lista decrescente de medidas de acordo com seus valores de CME^N s e execute o teste de detecção e identificação de erros proposto, utilizando o CME^N no lugar do r^N ;
5. Com base na lista do **Passo 4**, verifique se há medidas i e j de injeção de potência com valores bastante elevados de CME^N (acima de 15 desvios padrões) e nenhuma medida $i-j$ ou $j-i$ de fluxo de potência na lista. Caso essa situação ocorra, a linha $i-j$ é suspeita de estar erroneamente configurada, ou seja, um erro de topologia do

tipo exclusão ocorreu. Então, corrija a topologia do sistema e retorne ao **Passo 1**. Caso contrário, prossiga para o **Passo 6**;

6. Também com base na lista do **Passo 4**, verifique se há medidas $i-j$ e $j-i$ de fluxo de potência e medidas i e j de injeção de potência com valores de CME^N acima do limiar β . Se essa situação ocorrer, o ramo $i-j$ é suspeito de possuir EPs, então inclua estes parâmetros suspeitos no vetor de variáveis de estado e execute a estimação conjunta de estado/parâmetros. Caso contrário, prossiga para o **Passo 7**;
7. Ainda com base na lista do **Passo 4**, verifique se há alguma medida isolada com o CME^N acima do limiar de detecção de erro. Caso afirmativo, há suspeita de presença de EG no vetor de medidas. Identifique a medida com o maior CME^N e execute a correção da mesma através de seu CNE , aplicando a equação 4.33. Retorne ao **Passo 2**. Caso essa situação não ocorra, prossiga para o **Passo 8**;
8. Fim da rotina de processamento de erros e de estimação de estado.

A Figura 4.7 ilustra o fluxograma da metodologia desenvolvida para processamento de erros.

No capítulo seguinte, serão apresentados os resultados obtidos aplicando-se a metodologia proposta através de diversas simulações nos sistemas teste de 14 e 57 barras do *IEEE*.

Figura 4.7: Fluxograma da metodologia proposta para processamento de EGs, EPs e ETs.

Capítulo 5

Resultados

Os sistemas escolhidos para as simulações computacionais são os do *IEEE* de 14 barras e de 57 barras (os parâmetros destes sistemas, assim como as suas topologias, podem ser obtidos em (CHRISTIE, 1993)). O programa implementado lê os bancos de dados no formato *.txt* automaticamente, inserindo um ruído aleatório ao vetor de medidas conforme a escolha do usuário. A adição deste ruído aleatório tem como objetivo mostrar que o estimador implementado, associado aos métodos alternativos propostos, não necessita de um banco de dados onde todas as medidas são consideradas perfeitas. Para adicionar esse ruído, foi desenvolvida uma rotina na qual multiplica-se o desvio padrão correspondente de cada medida por uma constante gerada aleatoriamente. Assim pode-se adicionar às medidas $\kappa * noise$ desvios padrões. A variável *noise* apresenta distribuição normal padrão, com média zero e variância um e a constante κ é um número inteiro definido pelo usuário que corresponde a quantos desvios padrões de ruído será adicionado ao vetor de medidas. Assim o novo valor da medida será dado por:

$$z_i^{new} = z_i + \kappa * noise * \sigma_i, i = 1, \dots, m, \quad (5.1)$$

onde m é o número total de medidas.

Para ponderar as medidas utilizadas pelo estimador de estado, foi considerado que todos os medidores possuem desvios padrões calculados pela seguinte equação:

$$\sigma_i = \frac{acc. \left| z_i^{lf} \right|}{3}, \quad (5.2)$$

onde *acc* é a acurácia do medidor (considerada 3% neste trabalho) e z_i^{lf} é o valor da i -ésima medida obtido do programa de fluxo de carga.

Vale ressaltar que as metodologias tradicionais para processamento de erros consideram o desvio padrão como uma mesma constante para todas as medidas do sistema de potência. Neste trabalho, entretanto, esse procedimento não é considerado ideal, uma vez que as medidas podem apresentar valores de magnitudes muito discrepantes em relação às demais. Assim, faz-se o cálculo do desvio padrão para cada medida, como descrito previamente. No caso de presença de medidas virtuais (por exemplo, uma barra sem geração

e sem demanda com injeções de potência nula), ou medidas de magnitudes relativamente baixas, uma rotina de proteção foi desenvolvida a fim de prevenir erros numéricos na determinação dos desvios padrões. Esta rotina identifica as medidas nulas e também as próximas de zero e associa às mesmas desvios padrões não-nulos de baixa magnitude, prevenindo o mal condicionamento da matriz de ponderação.

Considerando estes dois sistemas e seus planos de medição, foram feitas diversas simulações utilizando a metodologia implementada. Para todos os sistemas, foi escolhida a barra 1 para ser tomada como referência angular. Vale ressaltar que, para todas as simulações, foi adicionado ruído aleatório no banco de dados de medidas (o ruído foi definido de forma que as medidas variem de $\pm 2\sigma_i$ de seus valores originais). Além disso, as medidas e parâmetros aos quais serão adicionados os erros são escolhidos aleatoriamente. As simulações foram separadas em diferentes cenários de ocorrência de erros para cada sistema, conforme será descrito nas seções a seguir.

5.1 Sistema *IEEE* 14 Barras

O primeiro sistema de teste possui a topologia apresentada na Figura 5.1. Para este sistema, o plano de medição é constituído de 81 medidas, possuindo um nível de redundância global (NRG) igual a 3.

Figura 5.1: Topologia do sistema *IEEE* 14 barras.

Antes de apresentar as simulações de processamento de erros, serão ilustradas as consequências da presença dos diferentes tipos de erros no processo de ESEEP. Considere o sistema IEEE de 14 barras ao qual, separadamente, foram adicionados um EG de 10σ

na medida $P:4-5$, um EP de 10% nos parâmetros série e *shunt* da linha 4 – 5 e um ET de exclusão na linha 4 – 5. Para cada caso de erro, executou-se a estimação de estado e o resultado obtido para as tensões em diferentes condições de erro é ilustrado na Figura 5.2.

Figura 5.2: Tensões estimadas sob diferentes condições de erros.

A seguir, na Figura 5.3, tem-se o resultado dos ângulos de fase estimados em diferentes cenários de erro.

Figura 5.3: Ângulos de fase estimados sob diferentes condições de erros.

É possível notar como a presença dos erros desloca o ponto de operação ideal do

sistema, sendo este mais afetado pelo EP e ET, uma vez que esses tipos de erros se propagam para mais medidas que um EG simples. Finalmente, nas Figuras 5.4, 5.5 e 5.6 são apresentados os efeitos dos diferentes tipos de erros sobre os CME^N s calculados.

Figura 5.4: Valores de CME^N s na ocorrência de um EG.

Figura 5.5: Valores de CME^N s na ocorrência de um EP.

Claramente, nota-se que o EG detectado tem um efeito local, enquanto o EP se espalhou por todas as medidas incidentes à linha 4 – 5, como esperado. No caso do ET, as medidas de injeção das barras limítrofes apresentaram os maiores CME^N s. Agora, se-

Figura 5.6: Valores de CME^N s na ocorrência de um ET.

rão apresentados os resultados das simulações em diferentes cenários de erros no sistema *IEEE* 14 barras.

Observação 7. *A nomenclatura utilizada para as medidas segue o seguinte padrão:*

$P:i$: Injeção de potência ativa na barra i ;

$Q:i$: Injeção de potência reativa na barra i ;

$V:i$: Magnitude de tensão na barra i ;

$P:i-j$: Fluxo de potência ativa da barra i para a barra j ;

$Q:i-j$: Fluxo de potência reativa da barra i para a barra j .

5.1.1 Simulações com EGs e Comparação com o Teste do Resíduo Normalizado

Estas simulações foram desenvolvidas com o objetivo de comparar o desempenho da metodologia tradicional (teste do maior resíduo normalizado) com o da metodologia proposta para processamento de EGs em medidas. Para isso, uma lista de medidas "problemáticas" foi construída, isto é, medidas com *Índices de Inovação (II)* de baixa magnitude (valores próximos ou menores que 1,00) que, caso possuam EGs, são de difícil detecção por parte do teste do r^N . Para o sistema *IEEE* 14 barras, as medidas problemáticas são apresentadas em destaque em vermelho nas Tabelas 5.1 e 5.2.

Cenário 1 - EG Simples

Neste cenário, um erro foi adicionado à medida com o menor *II* de todo o conjunto de medidas, ou seja, um erro de -4σ foi adicionado à medida de injeção de potência ativa

Tabela 5.1: IEEE 14 - Medidas com II Relativamente Baixo

Fluxo de Potência			
Ativo		Reativo	
Medida	II	Medida	II
$P : 1 - 2$	4,4389	$Q : 1 - 2$	2,5525
$P : 1 - 5$	5,0515	$Q : 1 - 5$	1,1540
$P : 2 - 3$	3,8946	Q:2-4	1,0722
$P : 2 - 5$	4,7659	Q:2-5	0,8621
P:3-4	0,7077	$Q : 3 - 4$	2,1868
$P : 4 - 5$	2,8285	$Q : 4 - 7$	2,6940
$P : 4 - 9$	3,1560	$Q : 4 - 9$	4,3655
$P : 5 - 6$	4,3877	$Q : 5 - 6$	2,9319
$P : 6 - 11$	2,1088	$Q : 6 - 12$	2,1695
$P : 6 - 13$	2,7912	$Q : 6 - 13$	2,0516
$P : 7 - 9$	2,5189	$Q : 7 - 8$	2,0307
$P : 9 - 10$	1,1946	Q:9-10	1,0899
$P : 9 - 14$	1,6614	$Q : 9 - 14$	1,1926
$P : 10 - 11$	2,1088	$Q : 10 - 11$	1,1786
P:12-13	1,0382	$Q : 13 - 14$	1,2244
$P : 2 - 1$	4,4773	Q:5-1	0,6652
$P : 3 - 2$	3,9870	Q:3-2	0,6282
$P : 4 - 2$	4,3411	$Q : 4 - 2$	1,7980
$P : 5 - 2$	4,7894	$Q : 4 - 3$	2,2702
$P : 5 - 4$	2,8155	$Q : 5 - 4$	4,7009
$P : 7 - 4$	2,5159	$Q : 7 - 4$	3,2134
$P : 9 - 4$	3,1560	$Q : 6 - 5$	1,4796
$P : 11 - 6$	2,1195	$Q : 11 - 6$	1,7949
$P : 12 - 6$	2,1931	$Q : 12 - 6$	2,0601
$P : 13 - 6$	2,8150	$Q : 8 - 7$	1,9666
$P : 9 - 7$	2,5189	Q:9-7	0,5531
P:10-9	0,2576	Q:10-9	1,0866
$P : 14 - 9$	1,6829	$Q : 11 - 10$	1,2061
P:13-12	1,0423	$Q : 13 - 12$	4,5759
$P : 14 - 13$	1,1953	$Q : 14 - 13$	1,1105

na barra 5 ($P:5$). Aplicando-se o teste do r^N , o mesmo falhou repetidamente em todas as simulações realizadas (foi definido um limite de 100 repetições para este cenário). Nas simulações, o valor absoluto do r^N variou entre 1,5125 (menor valor) e 2,4072 (maior valor), mas nunca excedendo o valor limiar de detecção de erro ($\beta = 3$), o que demonstra a dificuldade de detecção de EGs, por parte do teste tradicional, em medidas com baixo II .

Em contrapartida, aplicando-se a metodologia proposta, a mesma detectou, identificou e corrigiu a medida errônea em todas as simulações realizadas. A Tabela 5.3 apresenta o resultado de uma simulação genérica dentre a centena realizada.

Tabela 5.2: *IEEE* 14 - Medidas com *II* Relativamente Baixo

Injeção de Potência			
Ativa		Reativa	
Medida	<i>II</i>	Medida	<i>II</i>
<i>P</i> : 1	4,6892	<i>Q</i> : 1	1,4826
P:2	0,2412	<i>Q</i> : 3	1,9550
<i>P</i> : 3	2,5663	Q:4	0,3460
P:5	0,1720	Q:5	0,2254
P:6	0,6147	Q:6	0,7815
P:7	0,3450	<i>Q</i> : 8	1,9666
<i>P</i> : 9	1,6814	<i>Q</i> : 9	2,0576
P:11	0,5711	Q:11	0,5621
<i>P</i> : 13	1,4494	Q:12	0,4783
<i>P</i> : 14	1,7947	Q:13	0,9568
Magnitude de Tensão			
Medida		<i>II</i>	
<i>V</i> : 1		9,0319	

Tabela 5.3: *IEEE* 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 1 de EG

Medida Original		Medida com EG	
P:5 = -0,0757		(P:5) - 4σ = -0,0788	
Passo 1			
$J(\hat{x}) = 147,47 > C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Medida Errônea	II	CME^N	CNE
P:5 = -0,0789	0,2004	-3,5790	-3,9032
Medida corrigida pelo CNE : P:5 = -0,0759			
Passo 2			
$J(\hat{x}) = 35,80 < C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Nenhum Erro Detectado!			

Vale ressaltar a eficácia da metodologia na correção do valor errôneo da medida, onde foi obtido um valor para $P : 5 = -0,0759$ muito próximo de seu valor original sem erro de $P : 5 = -0,0757$, o que corresponde a um erro de aproximação de apenas 0,26%. Nos próximos cenários, o desempenho das metodologias será comparado na ocorrência de múltiplos EGs.

Cenário 2 - Três EGs Simultâneos

Neste cenário, foram adicionados EGs nas seguintes medidas:

- -6σ na medida $P : 12 - 13$;
- -8σ em $Q : 4$;

- 7σ em $Q : 5 - 1$.

Neste caso, o teste do maior resíduo normalizado apresentou resultados melhores que no caso anterior, mas ainda assim apresentou falhas. O teste do r^N detectou e identificou corretamente os erros nas medidas $P : 12 - 13$ e $Q : 5 - 1$, mas falhou frequentemente na detecção do erro da medida $Q : 4$, devido ao seu baixo II . Por exemplo, em uma das simulações realizadas, a rotina de processamento de erros pelo teste do r^N é mostrada na Tabela 5.4.

Tabela 5.4: *IEEE 14* - Resultado do Teste do r^N no Cenário 2 de EGs

Passo	Medida Errônea	r^N
1	P:12-13	4,5068
2	Q:5-1	3,8392
3	Nenhum Erro Detectado!	

Nota-se que o teste tradicional falhou na detecção do erro na medida $Q : 4$, o que não ocorre quando se aplica a metodologia proposta, como mostrado na Tabela 5.5. O processamento dos EGs pode ser acompanhado passo a passo na Tabela 5.5, onde são realizadas as correções das medidas errôneas, uma por vez, e a reestimação dos estados. A ordem seguida pelo programa para fazer a correção das medidas com EG segue da medida identificada com o maior CME^N para o menor.

Pela análise da Tabela 5.5, pode-se notar a eficácia do método para tratamento de EGs, mesmo no caso de múltipla ocorrência. Os erros entre os valores das medidas corrigidos pelo programa e os valores considerados corretos apresentaram valores aceitáveis para a estimação de estado (abaixo de 1%), exceto para a medida $Q : 5 - 1$, o que pode ser justificado pela adição do ruído aleatório ao banco de dados de medidas. Contudo, este erro não prejudica a estimação de estado, uma vez que encontra-se abaixo do limiar de detecção de EG.

Observação 8. *Vale ressaltar que na Tabela 5.5, durante o processamento de EGs, o valor da medida identificada como portadora de EG não necessariamente é igual ao valor da medida após se adicionar o EG. Isto ocorre devido ao ruído aleatório que também é adicionado às medidas. Por exemplo, no Passo 2 do processamento de EGs na Tabela 5.5, o valor da medida com EG ($P : 12 - 13 = 0,0151$) difere um pouco do valor da mesma medida identificada como portadora de EG ($P : 12 - 13 = 0,0152$).*

5.1.2 Simulações com EPs

Cenário 1 - Comparação dos Métodos de Correção de Parâmetros

Primeiramente, será simulado um caso de EP simples na linha 3 – 4, onde será adicionado um erro de 8% nos parâmetros série e *shunt* da mesma. Utilizando a formulação

Tabela 5.5: *IEEE* 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 2 de EGs

Medida Original		Medida com EG	
P:12-13 = 0,0161		(P:12-13) - 6σ = 0,0151	
Q:4 = 0,0389		(Q:4) - 8σ = 0,0358	
Q:5-1 = 0,0214		(Q:5-1) + 7σ = 0,0237	
Passo 1			
$J(\hat{x}) = 330,59 > C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Medida Errônea	II	CME^N	CNE
Q:5-1 = 0,0237	0,9594	5,2774	7,6230
Medida corrigida pelo CNE: Q:5-1 = 0,0217 (Erro Aprox. = 1,40%)			
Passo 2			
$J(\hat{x}) = 270,62 > C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Medida Errônea	II	CME^N	CNE
P:12-13 = 0,0152	1,0681	-4,3150	-5,9110
Medida corrigida pelo CNE: P:12-13 = 0,0160 (Erro Aprox. = 0,62%)			
Passo 3			
$J(\hat{x}) = 173,73 > C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Medida Errônea	II	CME^N	CNE
Q:4 = 0,0359	0,4323	-3,3983	-8,5640
Medida corrigida pelo CNE: Q:4 = 0,0390 (Erro Aprox. = 0,26%)			
Passo 4			
$J(\hat{x}) = 54,36 < C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Nenhum Erro Detectado!			

proposta, os índices *II*, CME^N e *CNE* foram calculados para esse caso e são apresentados na Tabela 5.6. Pela análise da tabela, nota-se que os maiores CME^N s (e acima do limiar de detecção de erro) estão presentes em várias medidas da linha 3-4, assim, o programa identificou o erro de parâmetro nesta linha. Nesse estágio de processamento, faz-se a inclusão destes parâmetros suspeitos no vetor de estado, para a estimação conjunta de estado/parâmetros.

Tabela 5.6: *IEEE* 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 1 de EP

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 166,08 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^N s			
Medida	<i>II</i>	CME^N	<i>CNE</i>
Q:4-3	2,1779	7,1052	7,5184
Q:3-4	2,0862	-4,5227	-5,0155
Q:3	2,0129	4,1493	4,6331
Q:4	0,3485	-3,5418	-10,7628
P:3-4	0,6567	3,4632	6,3089
Q:3-2	0,6437	2,9679	5,4831

Após a estimação conjunta, os parâmetros suspeitos foram estimados e seus valores corrigidos no banco de dados. Na Tabela 5.7, são apresentados os valores verdadeiros (sem erro) dos parâmetros, os valores com 8% de erro utilizados na estimação inicial, os valores estimados após o processamento de EPs e o erro de aproximação entre o valor verdadeiro e o valor estimado pelo programa. Após a estimação e correção dos parâmetros, foi realizada uma nova estimação de estado e, desta vez, obteve-se $J(\hat{x}) = 22,17 < C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01$, logo, nenhum erro foi detectado.

Tabela 5.7: *IEEE 14* - Parâmetros Estimados no Cenário 1 de EP

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{3-4}	1,9860	2,1449	1,9860	0,0000
b_{3-4}	-5,0688	-5,4743	-5,0689	0,0020
b_{3-4}^{shunt}	0,0064	0,0069	0,0064	0,0000

Vale ressaltar que, até o momento do exame de qualificação de doutorado, outro método para correção dos parâmetros era utilizado, uma vez que a técnica de estimação de parâmetros através do aumento do vetor de estado ainda não havia sido implementada computacionalmente. Naquele momento, a correção dos parâmetros era feita através do *CNE* da primeira medida da lista decrescente de CME^N s. Assim, para o caso de mesma porcentagem de erro nos parâmetros série e *shunt* de uma linha de transmissão, a correção era dada por:

$$p_i^C = \frac{p_i^{EP}}{1 + \frac{CNE_i}{100}}, \quad (5.3)$$

onde p_i^C é o valor do parâmetro corrigido pelo *CNE* da primeira medida da lista e p_i^{EP} é o valor errôneo do parâmetro.

Apesar deste método obter bons resultados para a correção de parâmetros suspeitos (com erros de aproximação na escala de menos de 1%), após o exame de qualificação, optou-se por uma alternativa formal ainda mais eficaz para a correção dos mesmos, isto é, a estimação propriamente dita através da inclusão dos parâmetros suspeitos no vetor de estado.

Para efeito de comparação, considere novamente o **Cenário 1** de EP apresentado previamente. Como a medida $Q : 04 - 03$ apresentou o maior CME^N da lista, utilizou-se seu $CNE = 7,8184$ para correção dos parâmetros da linha pela Equação 5.3. Na Tabela 5.8 tem-se os valores corrigidos pelo *CNE* comparados com os valores estimados e seus respectivos erros de aproximação em relação ao valor verdadeiro do parâmetro.

Pela análise da Tabela 5.8, conclui-se que optar pela estimação propriamente dita dos parâmetros suspeitos foi uma decisão acertada, uma vez que os valores estimados dos mesmos são ainda mais próximos dos valores verdadeiros.

Tabela 5.8: *IEEE* 14 - Comparação dos Parâmetros no Cenário 1 de EP

Correção de Parâmetros			
Parâmetro	Verdadeiro	Corrigido (CNE)	Estimado
g_{3-4}	1,9860	1,9949 (Erro = 0,4481%)	1,9860 (Erro = 0,0000%)
b_{3-4}	-5,0688	-5,0915 (Erro = 0,4478%)	-5,0689 (Erro = 0,0020%)
b_{3-4}^{shunt}	0,0064	0,0064 (Erro = 0,0000%)	0,0064 (Erro = 0,0000%)

Cenário 2 - EP Simples e Comparação com o Teste do r^N

Este cenário foi simulado com o objetivo de comparar o desempenho do método proposto com o do teste do r^N no caso de ocorrência de um erro de parâmetro. Considerando o sistema teste do *IEEE* 14 barras e seu conjunto de medidas com $NRG = 3$, um EP de magnitude -10% foi adicionado aos parâmetros série e *shunt* da linha de transmissão conectando as barras 1 e 5. Aplicando-se o método residual, a lista de medidas suspeitas obtida é apresentada na Tabela 5.9.

Tabela 5.9: *IEEE* 14 - Resultado do Teste do r^N no Cenário 2 de EP

Passo 1	
$J(\hat{x}) = 159,15 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!	
Lista Decrescente de r^N s	
Medida	r^N
Q:6	8,0702
P:5-1	-6,1616
P:1-5	6,1059
P:2-5	-5,3493
P:5-2	5,2887
Q:5-1	4,9895

Tomando como base essa lista decrescente de r^N s, o teste do maior resíduo normalizado iria identificar a medida $Q : 6$ como portadora de um EG, tratando-se de um falso alarme. Em contrapartida, aplicando-se a metodologia proposta, a lista de medidas suspeitas é apresentada na Tabela 5.10.

Neste caso, a ferramenta proposta detectou e identificou corretamente o EP na linha 1 – 5, sendo estes parâmetros adicionados ao vetor de estado a fim de serem estimados. O resultado da estimação dos parâmetros é apresentado na Tabela 5.11.

Após a correção dos parâmetros no banco de dados pelos seus valores estimados, fez-se uma nova estimação de estado e, desta vez, obteve-se $J(\hat{x}) = 28,87 < C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01$, logo, nenhum erro foi detectado.

Tabela 5.10: *IEEE* 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 2 de EP

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 562,99 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:5-1	7,2836	-9,2346	-9,3212
P:1-5	7,2267	9,2052	9,2929
Q:1-5	1,4835	8,8972	10,7297
Q:5-1	0,9848	8,6642	12,3483
P:2	0,2932	8,3714	29,7577
Q:5	0,1708	8,0859	48,0152

Tabela 5.11: *IEEE* 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 2 de EP

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{1-5}	1,0259	0,9233	1,0259	0,0000
b_{1-5}	-4,2350	-3,8115	-4,2349	0,0023
b_{1-5}^{shunt}	0,0246	0,0221	0,0246	0,0000

Cenário 3 - EPs múltiplos:

Nesse cenário, foram adicionados erros nos parâmetros série e *shunt* das seguintes linhas de transmissão:

- -9% na linha 2-3;
- 7% na linha 7-9.

Nesse cenário de EPs, os maiores CME^N s foram primeiramente identificados em medidas pertencentes à linha 2-3, como mostrado na Tabela 5.12. Logo, estes parâmetros foram adicionados ao vetor de estado para ser efetuada a estimação conjunta com os estados.

Após a estimação dos parâmetros da linha 2-3, como mostrado na Tabela 5.13, foi realizada uma nova estimação de estado.

Nessa etapa, os maiores CME^N s foram identificados nas medidas da linha 7-9, o que pode ser observado na Tabela 5.14. O resultado final do processamento de EPs, após a estimação dos parâmetros errôneos, é mostrado na Tabela 5.15.

Após a reestimação com os parâmetros corrigidos, obteve-se $J(\hat{x}) = 53,98 < C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01$, logo, não foi detectado nenhum erro.

Tabela 5.12: *IEEE* 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 3 de EPs

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 405,73 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:3-2	4,3573	-8,3019	-8,5177
P:2-3	4,2562	8,2889	8,5146
Q:3-2	0,6901	6,1037	10,7464
P:7-9	2,3805	-5,2388	-5,6823
P:9-7	2,3805	5,2388	5,6823
P:2	0,2405	-3,9162	-16,7480

Tabela 5.13: *IEEE* 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 3 de EPs

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{2-3}	1,1350	1,0329	1,1350	0,0000
b_{2-3}	-4,7819	-4,3515	-4,7820	0,0021
b_{2-3}^{shunt}	0,0219	0,0199	0,0219	0,0000

Tabela 5.14: *IEEE* 14 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário 3 de EPs

Passo 2			
$J(\hat{x}) = 171,73 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:9-7	2,3805	5,1523	5,5884
P:7-9	2,3806	-4,6939	-5,0912
Q:9-7	0,5163	3,5003	7,6294
P:9	1,7123	-2,7934	-3,2349
Q:9	2,0910	-2,2121	-2,4520
P:13	1,4510	-1,5026	-1,8249

Tabela 5.15: *IEEE* 14 - Parâmetros Estimados no Cenário 3 de EPs

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{7-9}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
b_{7-9}	-9,0901	-9,7264	-9,0903	0,0022
b_{7-9}^{shunt}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

5.1.3 Simulação com EG e EP

Agora, será simulado um caso de ocorrência simultânea de um erro grosseiro e um erro de parâmetro, como descrito a seguir:

- EG de -6σ adicionado à medida $P : 4 - 9 = 0,1609$;
- EP de 6% adicionado aos parâmetros da linha 6 - 12.

Na primeira etapa do processamento de erros, foi detectado o EG na medida, uma vez que $J(\hat{x}) = 158,62 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01$. Detectado o EG, a lista decrescente de CME^N s foi construída e EG foi identificado na medida $P : 4 - 9$, uma vez que esta apresentou o maior CME^N e que não houve ocorrência de outros CME^N s ultrapassando o limiar de detecção de erro em demais medidas desse mesmo ramo. O resultado da primeira etapa de processamento de erros encontra-se na Tabela 5.16. Em seguida, esse EG foi corrigido pelo $CNE = -6,2053$ da medida correspondente, obtendo um valor corrigido de $P:4-9 = 0,1602$ e erro de aproximação de 0,4351%. Uma vez corrigida a medida com EG, foi realizada nova estimativa de estado.

Tabela 5.16: *IEEE 14* - Resultado no Cenário de EG e EP Simultâneos

Passo 1				
$J(\hat{x}) = 158,62 > C = \chi^2_{81;0,95} = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!				
Lista Decrescente de CME^N s				
Medida		II	CME^N	CNE
P:4-9		2,9654	-5,8800	-6,2053
Q:12		0,4989	-5,8059	-13,0046
P:12-6		2,0719	4,7710	5,2976
Q:12-6		1,9688	4,0204	4,5093
Q:6-12		2,0766	-3,9147	-4,3450
Q:13		0,9701	-3,0646	-4,4012
Medida com $ CME^N \geq 3,0$		II	CME^N	CNE
P:4-9 = 0,1509		2,9654	-5,8800	-6,2053
Medida corrigida pelo CNE : P:4-9 = 0,1602 (Erro Aprox. = 0,4351%)				

Após a reestimação de estado, os maiores CME^N s foram identificados em medidas pertencentes e também em medidas adjacentes à linha 6-12, o que caracteriza um EP nesta linha. A Tabela 5.17 mostra os resultados do processamento de erros nesse estágio. Posteriormente, os valores dos parâmetros dessa linha foram estimados e encontram-se na Tabela 5.18.

Após a correção dos parâmetros, uma nova estimativa foi realizada e nenhum erro foi detectado, uma vez que se obteve $J(\hat{x}) = 64,79 < C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01$.

Tabela 5.17: *IEEE* 14 - Resultado no Cenário de EG e EP Simultâneos

Passo 2			
$J(\hat{x}) = 121,97 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^N_s			
Medida	II	CME^N	CNE
P:12-6	2,0691	5,4585	6,0626
Q:12	0,4989	-5,0717	-11,3601
Q:12-6	1,9688	4,2039	4,7151
Q:6-12	2,0765	-2,7853	-3,0915
Q:13	0,9701	-2,6720	-3,8375
P:13-12	1,0450	1,9677	2,7235

Tabela 5.18: *IEEE* 14 - Parâmetros Estimados no Cenário de EG e EP Simultâneos

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{6-12}	1,5260	1,6175	1,5260	0,0000
b_{6-12}	-3,1760	-3,3665	-3,1760	0,0000
b_{6-12}^{shunt}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

5.1.4 Simulação com EG, EP e ET

Finalmente, neste último cenário, será simulado o caso mais grave de ocorrência de erros, onde um EG, um EP e um ET de exclusão ocorrerão simultaneamente no sistema de potência. Os mesmos são descritos a seguir:

- EG de 6σ na medida $Q : 2 = 0,3084$;
- EP de 5% nos parâmetros da linha 2 – 5;
- ET de exclusão da linha 6 – 13.

Na primeira etapa de processamento de erros, obteve-se a lista decrescente de CME^N_s apresentada na Tabela 5.19. Pela análise da mesma, nota-se os valores extremamente elevados para os CME^N_s das medidas de injeção nas barras 6 e 13. Nota-se também a ausência de medidas de fluxo de potência neste ramo, o que caracteriza um erro de topologia. Consequentemente, o *status* da linha é corrigido no banco de dados e uma nova estimação é realizada.

Na segunda etapa de processamento de erros, obteve-se a lista decrescente de CME^N_s apresentada na Tabela 5.20. Analisando-a, tem-se várias medidas pertencentes à linha 2 – 5 com os CME^N_s acima do limiar de detecção de erro, logo, identificou-se o EP e os parâmetros desta linha são adicionados ao vetor de estados para realização da estimação

Tabela 5.19: *IEEE* 14 - Resultado no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 5,52 \times 10^4 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow \text{Erro Detectado!}$			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:13	3,8595	-126,4163	-130,5907
P:6	0,9248	110,5415	162,8071
Q:13	2,5864	-104,2338	-111,7535
Q:6	1,1408	102,5529	136,3759
Q:5	0,2335	61,3768	169,9359
Q:12	0,4278	-37,4456	-95,2101

de estado/parâmetros. Após a estimação conjunta, os parâmetros da linha 2 – 5 são corrigidos no banco de dados como descrito na Tabela 5.21 e uma nova estimação de estado é realizada.

Tabela 5.20: *IEEE* 14 - Resultado no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos

Passo 2			
$J(\hat{x}) = 162,26 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow \text{Erro Detectado!}$			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
Q:2	3,7594	6,8191	7,0562
P:5-2	6,0398	5,1116	5,1812
P:2-5	6,0007	-4,9507	-5,0190
Q:5-2	1,8982	3,9892	4,3787
Q:5	0,2279	-3,4619	-11,0819
Q:2-5	0,9762	-3,3149	-3,3139

Tabela 5.21: *IEEE* 14 - Parâmetros Estimados no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{2-5}	1,7011	1,7862	1,7050	0,2292
b_{2-5}	-5,1939	-5,4536	-5,2002	0,1213
b_{2-5}^{shunt}	0,0173	0,0182	0,0173	0,0000

Na terceira etapa de processamento de erros, obteve-se a lista decrescente de CME^N s apresentada na Tabela 5.22. Pela análise da mesma, nota-se que somente a medida $Q : 2$ apresentou o CME^N acima do limiar de detecção de erro, logo o EG foi identificado e essa medida foi corrigida através de seu CNE , obtendo o valor para $Q : 2 = 0,3094$, muito

próximo do valor original do banco de dados de $Q : 2 = 0,3084$ (*Erro Aprox.* = 0,3242%) como apresentado na Tabela 5.22.

Tabela 5.22: *IEEE* 14 - Resultado no Cenário de EG, EP e ET Simultâneos

Passo 3				
$J(\hat{x}) = 110,06 > C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01 \Rightarrow$ Erro Detectado!				
Lista Decrescente de CME^N s				
Medida		II	CME^N	CNE
Q:2		3,7275	5,8862	6,0943
Q:1		1,7083	1,6424	1,9031
Q:5-1		0,8945	-1,3911	-2,0866
Q:5-2		1,9733	1,2657	1,4189
P:11		0,6727	1,2079	2,1642
P:9-7		2,9063	-1,0804	-1,1426
Medida com	CME^N	$\geq 3,0$	II	CME^N
Q:2 = 0,3282			3,7275	5,8862
				6,0943
Medida corrigida pelo CNE : Q:2 = 0,3094 (Erro Aprox. = 0,3242%)				

Após a correção da medida, uma nova estimação foi realizada e nenhum erro foi detectado, uma vez que se obteve $J(\hat{x}) = 22,39 < C = \chi_{81;0,95}^2 = 103,01$.

Observação 9. *Este cenário foi simulado com o intuito de mostrar a robustez do programa, tanto em relação à ocorrência simultânea dos três tipos de erros, quanto ao fato do EG ocorrer de maneira incidente à vizinhança da linha com EP. Apesar deste cenário desfavorável, o programa foi capaz de identificar o EG após a correção dos parâmetros errôneos.*

Assim, chega-se ao fim das simulações realizadas no sistema *IEEE* de 14 barras. Foram realizados os testes comparativos com o teste do r^N e também testes de desempenho da metodologia proposta em diversos cenários de erros. Na seção seguinte, serão apresentados alguns testes complementares de desempenho da metodologia proposta realizados em outro sistema de potência, o *IEEE* de 57 barras, com o intuito de verificar-se se o bom desempenho da ferramenta desenvolvida também é mantido em um sistema de maior porte.

5.2 Sistema *IEEE* 57 Barras

O segundo sistema escolhido para realização de simulações foi o sistema teste *IEEE* 57 barras, que possui a topologia apresentada na Figura 5.7. O plano de medição utilizado para este sistema é constituído de 339 medidas, possuindo um nível de redundância global (NRG) igual a 3.

Figura 5.7: Topologia do sistema *IEEE* 57 barras. Adaptado de (CHRISTIE, 1993).

5.2.1 Simulação com EGs

Como o programa implementado funcionou corretamente no sistema teste *IEEE* 14 barras, para 3 EGs simultâneos, neste cenário foram adicionados EGs em 6 medidas distintas, conforme apresentado na Tabela 5.23, para avaliar seu desempenho em um cenário ainda mais desfavorável. O processamento dos EGs pode ser acompanhado passo a passo na mesma tabela.

5.2.2 Simulação com EPs

Nesse cenário, foi simulado um caso de ocorrência de múltiplos EPs, descritos a seguir:

- Erro de 6% nos parâmetros da linha 6-8;
- Erro de -7% nos parâmetros da linha 13-49.

Na primeira etapa de processamento de erros, uma vez detectado o erro ($J(\hat{x}) > C$), os maiores CME^N s foram identificados em medidas da linha 13-49, como mostrado na Tabela 5.24. Logo, foi efetuada a adição dos parâmetros da linha 13-49 ao vetor de

Tabela 5.23: IEEE 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs

Processamento de EGs				
Medida Original			Medida com EG	
Q:12 = 1,0410			(Q:12) + 8σ = 1,1410	
P:24 − 25 = 0,1390			(P:24 − 25) + 11σ = 0,1590	
Q:29 − 7 = -0,1060			(Q:29 − 7) - 15σ = -0,1260	
P:3 − 4 = 0,6014			(P:3 − 4) + 7σ = 0,6514	
Q:9 − 11 = 0,0207			(Q:9 − 11) + 20σ = 0,0257	
P:7 − 29 = 0,5993			(P:7 − 29) - 6σ = 0,5593	
Passo 1: J(x̂) = 1,12x10³ > C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Erro Detectado!				
Medida com	CME ^N ≥ 3,0	II	CME ^N	CNE
Q:29 − 7 = -0,1255		3,5089	-14,8854	-15,4781
Medida corrigida pelo CNE: Q:29 − 7 = -0,1059 (Erro Aprox. = 0,0943%)				
Passo 2: J(x̂) = 814,76 > C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Erro Detectado!				
Medida com	CME ^N ≥ 3,0	II	CME ^N	CNE
Q:9 − 11 = 0,0258		0,7084	11,3358	19,6096
Medida corrigida pelo CNE: Q:9 − 11 = 0,0208 (Erro Aprox. = 0,4831%)				
Passo 3: J(x̂) = 683,19 > C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Erro Detectado!				
Medida com	CME ^N ≥ 3,0	II	CME ^N	CNE
P:24 − 25 = 0,1578		3,4226	11,1619	11,6286
Medida corrigida pelo CNE: P:24 − 25 = 0,1393 (Erro Aprox. = 0,2158%)				
Passo 4: J(x̂) = 534,51 > C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Erro Detectado!				
Medida com	CME ^N ≥ 3,0	II	CME ^N	CNE
Q:12 = 1,1337		6,3083	8,0602	8,1608
Medida corrigida pelo CNE: Q:12 = 1,0406 (Erro Aprox. = 0,0384%)				
Passo 5: J(x̂) = 465,96 > C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Erro Detectado!				
Medida com	CME ^N ≥ 3,0	II	CME ^N	CNE
P:3 − 4 = 0,6551		2,1837	6,9501	7,6442
Medida corrigida pelo CNE: P:3 − 4 = 0,6053 (Erro Aprox. = 0,6485%)				
Passo 6: J(x̂) = 412,13 > C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Erro Detectado!				
Medida com	CME ^N ≥ 3,0	II	CME ^N	CNE
P:7 − 29 = 0,5649		3,2143	-5,6869	-5,9558
Medida corrigida pelo CNE: P:7 − 29 = 0,5983 (Erro Aprox. = 0,1669%)				
Passo 7: J(x̂) = 196,45 < C = χ² _{339;0,95} = 382,93 ⇒ Nenhum Erro Detectado!				

estado e os mesmos foram estimados, como mostrado na Tabela 5.25. Após a correção dos parâmetros errôneos, foi realizada uma nova estimação de estado.

Na segunda etapa, após a correção dos parâmetros da primeira linha errônea, outro erro foi detectado ($J(\hat{x}) > C$) e, dessa vez, os maiores CME^N s foram identificados nas medidas da linha 6-8, o que pode ser observado na Tabela 5.26. O resultado final do processamento de EPs, após a estimação dos parâmetros errôneos, é mostrado na Tabela 5.27.

Novamente, os erros entre os valores dos parâmetros estimados e os valores iniciais

Tabela 5.24: *IEEE* 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EPs

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 611,44 > C = \chi_{339,0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
Q:49-13	7,5214	-6,9006	-6,9614
P:13-49	5,5096	6,6358	6,7442
P:49-13	5,5096	-6,6358	-6,7442
P:8-7	1,7691	-4,9837	-5,7248
Q:7-8	1,9800	4,6407	5,1990
Q:8-7	2,1183	-3,7783	-4,1781

Tabela 5.25: *IEEE* 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EPs Múltiplos

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{13-49}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
b_{13-49}	-5,2356	-4,8691	-5,2334	0,0420
b_{13-49}^{shunt}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tabela 5.26: *IEEE* 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EPs

Passo 2			
$J(\hat{x}) = 441,01 > C = \chi_{339,0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:6-8	2,6030	6,2767	6,7239
Q:6-8	2,9678	6,2026	6,5453
Q:8-6	1,6463	-2,8157	-3,2945
Q:6	0,2161	-2,4882	-11,7781
P:8	2,9106	1,8763	1,9840
Q:8-7	2,2591	1,7650	1,9301

Tabela 5.27: *IEEE* 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EPs Múltiplos

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{6-8}	1,0908	1,1562	1,0895	0,1192
b_{6-8}	-5,5666	-5,9006	-5,5692	0,0467
b_{6-8}^{shunt}	0,0235	0,0249	0,0236	0,4255

sem erro encontram-se abaixo de 1%, demonstrando a confiabilidade da metodologia para estimação dos parâmetros série e *shunt* de linhas de transmissão. Após a reestimação com os parâmetros corrigidos, não foi detectado nenhum erro, como esperado, pois obteve-se $J(\hat{x}) = 184,15 < C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93$.

5.2.3 Simulação com EGs e EP

Agora, será simulado um caso de ocorrência simultânea de erros grosseiros múltiplos em medidas e um erro de parâmetro. Tais medidas foram escolhidas segundo um critério de localização em relação ao erro de parâmetro, a fim de verificar a robustez do algoritmo. Os erros são descritos a seguir:

- EP de -7% adicionado aos parâmetros da linha *38-48*;
- EG de -8σ adicionado à medida *Q:16-1* = $0,0706$ (distante da linha com EP);
- EG de 6σ adicionado à medida *P:47* = $-0,2948$ (adjacente à linha com EP);
- EG de 5σ adicionado à medida *Q:38-48* = $-0,1935$ (pertencente à linha com EP).

Na primeira etapa do processo de detecção de erros, obteve-se $J(\hat{x}) = 571,25 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93$, logo um erro foi detectado. Em seguida, a lista decrescente de CME^N s foi construída, como apresentado na Tabela 5.28. Pela análise dessa tabela, foi identificado o EG na medida *Q : 16 – 1*, uma vez que trata-se de uma medida isolada com CME^N acima do limiar de detecção de erro. Assim, essa medida é corrigida pelo seu $CNE = -7,5732$ e uma nova estimação é efetuada.

Tabela 5.28: *IEEE 57* - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 571,25 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^N s			
Medida	<i>II</i>	CME^N	<i>CNE</i>
Q:16-1	2,4920	-7,0285	-7,5732
Q:48-38	3,4559	6,3743	6,6358
P:47	1,8864	4,7324	5,3562
P:48-38	2,3756	4,2930	4,6578
P:38-48	2,3708	-4,2100	-4,5692
Q:16	0,3575	2,8415	8,4126
Medida com $ CME^N \geq 3,0$	<i>II</i>	CME^N	<i>CNE</i>
Q:16-1 = 0,0652	2,4920	-7,0285	-7,5732
Medida corrigida pelo <i>CNE</i> : Q:16-1 = 0,0705 (Erro Aprox. = 0,1416%)			

Após a correção da medida *Q : 16 – 1* e reestimação de estado, na segunda etapa de processamento de erros, obteve-se $J(\hat{x}) = 479,02 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93$, logo, um erro

foi detectado. A lista decrescente de CME^N s foi, então, construída e é apresentada na Tabela 5.29. Analisando essa tabela, nota-se a presença de diversas medidas pertencentes e adjacentes à linha 38 – 48 com o CME^N acima do limiar de detecção de erro, o que é identificado como um EP nessa linha. Assim, os parâmetros da linha são estimados, como apresentado na Tabela 5.30, e uma nova estimação é realizada.

Tabela 5.29: *IEEE 57* - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP

Passo 2			
$J(\hat{x}) = 479,02 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
Q:48-38	3,4901	7,2657	7,5581
P:38-48	2,3919	-4,4770	-4,8525
P:48-38	2,3967	4,3814	4,7474
P:48	0,5702	-4,2771	-8,6345
Q:38	0,5691	3,3398	6,7522
P:47	1,8847	3,2802	3,7133

Tabela 5.30: *IEEE 57* - Parâmetros Estimados no Cenário de EGs e EP

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{38-48}	9,4641	8,8016	9,4641	0,0000
b_{38-48}	-14,6208	-13,5973	-14,4754	0,9944
b_{38-48}^{shunt}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

No terceiro estágio de processamento de erros, após corrigidos os valores dos parâmetros no banco de dados, mais um erro foi detectado, pois $J(\hat{x}) = 458,57 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93$. Então, a lista de CME^N s foi construída, como apresentado na Tabela 5.31, e o EG da medida $P : 47$ foi identificado. A correção na medida é dada pelo $CNE = 5,3265$, o que também é apresentado na Tabela 5.31.

Após a correção da medida $P:47$ e a reestimação de estado, nesse estágio final de processamento de erros, obteve-se $J(\hat{x}) = 427,62 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93$, logo, mais um erro foi detectado. Pela análise da lista de CME^N s, foi identificado o EG na medida $Q : 38 - 48$, como apresentado na Tabela 5.32, e essa medida foi corrigida através de seu $CNE = 4,8325$.

Após a correção do EG na medida $Q : 38 - 48$ e a reestimação de estado, nenhum erro foi detectado, uma vez que foi obtido $J(\hat{x}) = 198,06 < C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93$. Como conclusão, neste cenário verificou-se que a ferramenta obteve bons resultados, mesmo no caso de EG ocorrendo na vizinhança e até pertencente à linha com EP. A única ressalva

Tabela 5.31: *IEEE 57* - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP

Passo 3			
$J(\hat{x}) = 458,57 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:47	1,8977	4,7123	5,3265
Q:38-48	3,2653	3,8757	4,0534
Q:21	1,5574	2,9321	3,4845
Q:46	0,6535	2,5156	4,5985
P:46	0,3581	2,4642	7,3091
Q:11	2,6327	2,3148	2,4762
Medida com $CME^N \geq 3,0$	II	CME^N	CNE
P:47 = -0,2792	1,8977	4,7123	5,3265
Medida corrigida pelo CNE : P:47 = -0,2949 (Erro Aprox. = 0,0339%)			

Tabela 5.32: *IEEE 57* - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EGs e EP

Passo 4			
$J(\hat{x}) = 427,62 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
Q:38-48	3,2652	4,6207	4,8325
P:13-12	0,1846	-2,0146	-8,0987
Q:7	1,3844	2,0027	2,4706
Q:22	1,5885	1,8727	2,2129
Q:45	3,8018	1,8457	1,9085
Q:11	2,6327	1,8051	1,9309
Medida com $CME^N \geq 3,0$	II	CME^N	CNE
Q:38-48 = -0,1842	3,2652	4,6207	4,8325
Medida corrigida pelo CNE : Q:38-48 = -0,1937 (Erro Aprox. = 0,1033%)			

pode ser feita em relação ao erro de aproximação (0,9944%), entre o valor estimado para o parâmetro b_{38-48} e seu valor verdadeiro. Nota-se um erro de aproximação um pouco maior que os obtidos nos outros cenários, mas isso é justificado pelo fato de duas medidas errôneas estarem na área afetada pelo EP. Vale ressaltar que, mesmo neste cenário bastante desfavorável, o erro de aproximação ainda foi menor que 1%, o que não prejudica o processo de estimação subsequente.

5.2.4 Simulação com EG, EP e ET

Finalmente, será simulado um cenário de ocorrência simultânea de EG, EP e ET, descrito a seguir:

- EG de -10σ adicionado à medida $Q : 50 = -0,1059$;
- EP 6% adicionado aos parâmetros da linha 41 – 42;
- ET de exclusão da linha 19 – 20.

Na primeira etapa de processamento de erros, a metodologia proposta detectou a presença de erro, uma vez que a "função custo" ($J(\hat{x}) = 4414,8$) é maior que o valor C atribuído para esse conjunto de medidas ($\chi_{339;0,95}^2 = 382,93$). Inicialmente, o ET foi identificado, uma vez que a Tabela 5.33 com a lista decrescente de CME^N s apresenta características como: ocorrência de valores muito elevados para os CME^N s das medidas de injeção de potência nas barras limitantes 19 e 20 associada à ausência de medidas de fluxo de potência incidentes à linha 19 – 20 na lista decrescente de CME^N s. Esta última característica ajuda a distinguir um ET de um EP, uma vez que o último se espalha pelas medidas incidentes e vizinhas à linha afetada. Uma vez identificado o ET, o banco de dados é atualizado, ou seja, o *status* da linha 19 – 20 é definido como *online* e uma nova estimação de estado é efetuada.

Tabela 5.33: *IEEE 57* - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EG, EP e ET

Passo 1			
$J(\hat{x}) = 4414,8 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^N s			
Medida	<i>II</i>	CME^N	CNE
P:20	2,9705	-49,3456	-52,0667
P:19	1,0596	26,0095	35,7626
P:21-20	1,1135	-15,3537	-20,6363
P:18-19	1,6759	14,5674	16,9638
P:20-21	1,1135	14,5040	19,4942
P:19-18	1,7107	-14,4779	-16,7701

Na segunda etapa, outro erro foi detectado, uma vez que $J(\hat{x}) > C$. Neste caso, analisando a Tabela 5.34, nota-se que a medida $Q : 50$ apresentou o maior CME^N e que nenhuma medida adjacente à mesma apresentou CME^N acima do limiar de detecção de erro, o que caracteriza um EG. Assim, essa medida é corrigida através de seu CNE e uma nova estimação de estado é realizada.

Na terceira etapa do processamento de erros, mais uma vez houve detecção de erro, pois obteve-se $J(\hat{x}) > C$. Analisando a Tabela 5.35, diversas medidas da linha 41 – 42 apresentaram CME^N s acima do limiar de detecção de erro, o que nos leva a suspeitar da ocorrência de um EP nessa linha. Logo, esses parâmetros são adicionados ao vetor de estado para serem estimados, obtendo-se o resultado apresentado na Tabela 5.36.

Mais uma vez, os erros de aproximação entre os valores estimados e os valores iniciais dos parâmetros sem erro encontram-se bem abaixo de 1%, demonstrando a eficácia

Tabela 5.34: IEEE 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EG, EP e ET

Passo 2			
$J(\hat{x}) = 1227,8 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
Q:50	2,5606	-8,6905	-9,3297
P:42-41	2,9901	5,1040	5,3819
P:41-42	2,9355	-4,8095	-5,0810
Q:41-42	2,0209	-4,6181	-5,1526
Q:41	0,8001	4,1885	6,7043
Q:42-41	1,8409	3,1513	3,5863
Medida com $CME^N \geq 3,0$	II	CME^N	CNE
Q:50 = -0,1166	2,5606	-8,6905	-9,3297
Medida corrigida pelo CNE : Q:50 = -0,1057 (Erro Aprox. = 0,1888%)			

Tabela 5.35: IEEE 57 - Resultado da Metodologia Proposta no Cenário de EG, EP e ET

Passo 3			
$J(\hat{x}) = 1149,5 > C = \chi_{339;0,95}^2 = 382,93 \Rightarrow$ Erro Detectado!			
Lista Decrescente de CME^Ns			
Medida	II	CME^N	CNE
P:42-41	2,9900	5,1165	5,3951
P:41-42	2,9354	-5,0927	-5,3801
Q:41	0,8001	4,3046	6,8904
Q:42-41	1,8408	4,0220	4,5772
Q:41-42	2,0209	-3,9248	-4,3790
P:41	0,7096	3,3160	5,7300

Tabela 5.36: IEEE 57 - Parâmetros Estimados no Cenário de EG, EP e ET

Correção de Parâmetros				
Parâmetro	Verdadeiro	Errôneo	Estimado	Erro (%)
g_{41-42}	1,2414	1,3158	1,2392	0,1772
b_{41-42}	-2,1109	-2,2376	-2,1098	0,0521
b_{41-42}^{shunt}	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

da metodologia proposta. Como conclusão, pode-se notar que, mesmo em um cenário bastante desfavorável, o programa implementado ainda conseguiu efetuar corretamente o processamento dos erros, demonstrando sua confiabilidade.

Capítulo 6

Conclusões e Perspectivas Futuras

Nesta tese, de forma geral, foram estudados e implementados métodos alternativos para o processamento (detecção, identificação e correção) dos diferentes tipos de erros que ocorrem em estimação de estado em SEP: erros grosseiros em medidas, erros de parâmetros em elementos série e *shunt* de linhas de transmissão e erros topológicos.

Assim, este trabalho teve como objetivo principal o desenvolvimento de um estimador de estado, baseado no método dos mínimos quadrados ponderados, que fosse capaz de processar de maneira robusta e eficiente ocorrências simples ou múltiplas de EGs, EPs e ETs, tendo como base a interpretação geométrica dos erros das medidas.

No decorrer da pesquisa, foi realizada extensa revisão de literatura, onde foram estudados os fundamentos teóricos de estimação de estado em SEP, de métodos tradicionais de processamento de erros e também de métodos alternativos baseados na interpretação geométrica dos erros. Através da interpretação geométrica dos erros das medidas e do conceito de inovação, foi mostrado que o erro da medida é composto de duas componentes, uma *detectável* e uma *não-detectável*. Entretanto, as metodologias tradicionais, até então utilizadas para processamento de erros, consideram apenas a componente detectável do erro, uma vez que são baseadas na análise do resíduo normalizado das medidas. Como consequência, dependendo da amplitude das componentes do erro, essas metodologias podem falhar.

Tendo em vista as limitações das metodologias clássicas, o projeto de pesquisa dividiu-se em três frentes de trabalho principais: processamento de EGs, de EPs e de ETs, baseado nos conceitos geométricos e de inovação. A partir da análise dos erros das medidas, são utilizados novos índices para detecção, identificação e correção de medidas e parâmetros errôneos, como o II , o CME^N e o CNE .

Como apresentado no Capítulo 4, as consequências de um tipo de erro são bastante distintas daquelas em decorrência de outro e tais diferenças são essenciais na identificação do tipo de erro que ocorreu, levando a um processamento distinto para cada caso:

- No caso de EG, a medida errônea identificada é corrigida pelo seu CNE correspon-

dente;

- No caso de EP, os parâmetros errôneos são adicionados ao vetor de estado, tendo seus valores estimados juntamente com as demais variáveis;
- No caso de ET, o *status* da linha é corrigido e atualizado no banco de dados.

O algoritmo implementado possibilita ao usuário a leitura direta do banco de dados de medidas, proveniente da solução de um problema de fluxo de carga, em formato *txt*. Além disso, também fica a critério do usuário a adição de ruídos aleatórios no banco de dados. O método implementado mostrou-se eficaz no processamento de EGs, EPs e ETs do tipo exclusão em diversos cenários de ocorrência de erros. Além disso, foram realizados testes comparativos com as metodologias tradicionais, onde os resultados obtidos demonstraram a eficácia superior da metodologia proposta.

Como sugestão de trabalho futuro, pode-se estudar a modelagem de erros topológicos do tipo inclusão, a fim de incluir também esse tipo de erro no processamento efetuado pela metodologia desenvolvida.

Referências

- ABUR, A.; EXPÓSITO, A. **Power Systems State Estimation: theory and implementation**. Nova York, E.U.A.: Marcel Dekker, Inc., 2004.
- ABUR, A.; MAGNAGO, F. Optimal meter placement for maintaining observability during single branch outages. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.14, n.4, p.1273–1278, Novembro 1999.
- ALBERTINI, M. **Metodologia para depuração off-line de parâmetros série e shunt de linhas de transmissão através de diversas amostras de medidas**. 2010. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP), São Carlos, Brasil.
- ALLAN, M.; LAUGHTON, M. A general algorithm for estimating power system variables and network parameters. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING, 1973, Anaheim, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1973. p.1–6.
- ALSAÇ, O.; VEMPATI, N.; STOTT, B.; MONTICELLI, A. Generalized state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.13, n.3, p.1069–1075, Agosto 1998.
- ANTÔNIO, A.; TORREÃO, J.; COUTTO FILHO, M. Meter placement for power system state estimation using simulated annealing. In: IEEE POWERTECH CONFERENCE, 2001, Porto, Portugal. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2001. v.3, p.1–5.
- BENEDITO, R. **Índice de não-detecção de erros grosseiros no processo de estimação de estado em sistemas elétricos de potência**. 2011. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP), São Carlos, Brasil.
- BERTRAN, M.; CORBELLÀ, X. On the Validation and Analysis of a New Method for Power Network Connectivity Determination. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-101, n.2, p.316–324, Fevereiro 1982.

- BOBBA, R.; ROGERS, K.; WANG, Q.; KHURANA, H.; NAHRSTEDT, K.; OVERBYE, T. Detecting false data injection attacks on DC state estimation. In: WORKSHOP ON SECURE CONTROL SYSTEMS, 1., 2010, Estocolmo, Suécia. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.1–9.
- BRANDÃO, R. **A estimação de estado em redes de transporte de energia com detecção e identificação de anomalias**. 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade do Porto, Porto, Portugal.
- BRETAS, A.; BRETAS, N.; CARVALHO, B.; BAEYENS, E.; KHARGONEKAR, P. Smart grids cyber-physical security as a malicious data attack: an innovation approach. **ELSEVIER Electric Power Systems Research**, [S.l.], v.149, n.C, p.210–219, Agosto 2017.
- BRETAS, N. **Dynamic State Estimation Applied to Electric Power Systems**. 1981. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — University of Missouri, Columbia, E.U.A.
- BRETAS, N. Network observability: theory and algorithms based on triangular factorisation and path graph concepts. **IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution**, [S.l.], v.143, n.1, p.123–128, Janeiro 1996.
- BRETAS, N.; BRETAS, A.; PIERETI, S. Innovation concept for measurement gross error detection and identification in power system state estimation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, [S.l.], v.5, n.6, p.603–608, Junho 2011.
- BRETAS, N. G.; PIERETI, S. A.; BRETAS, A. S.; MARTINS, A. C. P. A Geometrical View for Multiple Gross Errors Detection, Identification, and Correction in Power System State Estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.28, n.3, p.2128–2135, 2013.
- BRETAS, N.; LONDON JR., J. Recovering of masked errors in power systems state estimation and measurement gross error detection and identification proposition. In: IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2010, Minneapolis, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.1–6.
- BRETAS, N.; LONDON JR., J.; ALBERTO, L.; BENEDITO, R. Geometrical approaches for gross errors analysis in power systems state estimation. In: IEEE POWERTECH CONFERENCE, 2009, Bucarest, Romênia. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2009. p.1–7.
- BRETAS, N.; PIERETI, S. The innovation concept in bad data analysis using the composed measurements errors for power system state estimation. In: IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2010, Minneapolis, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.1–6.

- CARVALHO, B. **Estimação de Estado**: a interpretação geométrica aplicada ao processamento de erros grosseiros em medidas. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP), São Carlos, Brasil.
- CHAOJUN, G.; JIRUTITIJAROEN, P.; MOTANI, M. Detecting False Data Injection Attacks in AC State Estimation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [S.l.], v.6, n.5, p.2476–2483, Setembro 2015.
- CHRISTIE, R. **Power Systems Test Case Archive**. Último acesso em 10 de abril de 2018, Disponível em: <http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>.
- CLEMENTS, K.; DAVIS, P. Multiple Bad Data Detectability and Identifiability, A Geometric Approach. **IEEE Power Engineering Review**, [S.l.], v.PER-6, n.7, p.73, Julho 1986.
- CLEMENTS, K.; DAVIS, P. Detection and identification of topology errors in electric power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.3, n.4, p.1748–1753, Novembro 1988.
- CLEMENTS, K.; KRUMPHOLZ, G.; DAVIS, P. Power System State Estimation Residual Analysis: an algorithm using network topology. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-100, n.4, p.1779–1787, Abril 1981.
- CLEMENTS, K.; KRUMPHOLZ, G.; DAVIS, P. Power System State Estimation with Measurement Deficiency: an observability/measurement placement algorithm. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-102, n.7, p.2012–2020, Julho 1983.
- CONTAXIS, G.; KORRES, G. A reduced model for power system observability: analysis and restoration. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.3, n.4, p.1411–1417, Novembro 1988.
- COSTA, A.; SALGADO, R. **Análise estática de segurança de sistemas elétricos de potência**. Último acesso em 02 de setembro de 2014, Disponível em: <http://www.labspot.ufsc.br/simoes/assp/assp.html>.
- COUTTO FILHO, M.; SILVA, A. da; FALCÃO, D. Bibliography on power system state estimation (1968-1989). **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.5, n.3, p.950–961, Agosto 1990.
- COUTTO FILHO, M.; SOUZA, J.; MEZA, E. Off-line validation of power network branch parameters. **IET Generation, Transmission and Distribution**, [S.l.], v.2, n.6, p.892–905, Novembro 2008.

- DAN, G.; SANDBERG, H. Stealth Attacks and Protection Schemes for State Estimators in Power Systems. In: FIRST IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SMART GRID COMMUNICATIONS, 2010., 2010, Gaithersburg, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.214–219.
- DEBS, A. Estimation of Steady-State Power System Model Parameters. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-93, n.5, p.1260–1268, Setembro 1974.
- DY-LIACCO, T. Real-time computer control of power systems. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v.62, n.7, p.884–891, Julho 1974.
- DY-LIACCO, T. Control centers are here to stay. **IEEE Computer Applications in Power**, [S.l.], v.15, n.4, p.18–23, Outubro 2002.
- DY LIACCO, T.; RAMARAO, K.; WEINER, A. Network status analysis for real-time systems. In: IEEE POWER INDUSTRY COMPUTER APPLICATIONS CONFERENCE, 1973, Minneapolis, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1973. p.356–362.
- ESFAHANI, P. M.; VRAKOPOULOU, M.; MARGELLOS, K.; LYGEROS, J.; ANDERSSON, G. Cyber attack in a two-area power system: impact identification using reachability. In: IEEE AMERICAN CONTROL CONFERENCE (ACC), 2010., 2010, Baltimore, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.962–967.
- ESFAHANI, P. M.; VRAKOPOULOU, M.; MARGELLOS, K.; LYGEROS, J.; ANDERSSON, G. A robust policy for Automatic Generation Control cyber attack in two area power network. In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL (CDC), 49., 2010, Atlanta, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.5973–5978.
- EXPÓSITO, A.; ZARCO, P.; QUINTANA, V. Accurate estimation of circuit breakers positions. In: LARGE ENGINEERING SYSTEMS CONFERENCE ON POWER ENGINEERING, 1998, Halifax, Canadá. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1998. p.1–6.
- FALCÃO, D.; ARIAS, M. State estimation and observability analysis based on echelon forms of the linearized measurement models. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.9, n.2, p.979–987, Maio 1994.
- FALCÃO, D.; ASSIS, S. de. Linear programming state estimation: error analysis and gross error identification. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.3, n.3, p.809–815, Agosto 1988.
- FREUND, R. **Implantação da função de estimação de estado em um sistema de gerenciamento de energia**. 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, Brasil.

- GODERYA, F.; METWALLY, A.; MANSOUR, O. Fast Detection and Identification of Islands in Power Networks. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-99, n.1, p.217–221, Janeiro 1980.
- HANDSCHIN, E.; SCHWEPPE, F.; KOHLAS, J.; FIECHTER, A. Bad data analysis for power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-94, n.2, p.329–337, Março 1975.
- HUG, G.; GIAMPAPA, J. Vulnerability Assessment of AC State Estimation With Respect to False Data Injection Cyber-Attacks. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [S.l.], v.3, n.3, p.1362–1370, Setembro 2012.
- IRVING, M.; OWEN, R.; STERLING, M. Power-system state estimation using linear programming. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v.125, n.9, p.879–885, Setembro 1978.
- IRVING, M.; STERLING, M. Substation data validation. **IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution**, [S.l.], v.129, n.3, p.119–122, Maio 1982.
- KIM, T.; POOR, H. Strategic Protection Against Data Injection Attacks on Power Grids. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [S.l.], v.2, n.2, p.326–333, Junho 2011.
- KINNEY, R.; CRUCITTI, P.; ALBERT, R.; LATORA, V. Modeling cascading failures in the North American power grid. **The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems**, [S.l.], v.46, n.1, p.101–107, Julho 2005.
- KOGLIN, H.; NEISIUS, H. Treatment of topological errors in substations. In: POWER SYSTEMS COMPUTATION CONFERENCE, 10., 1990, Graz, Áustria. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1990. p.1045–1053.
- KOGLIN, H.; NEISIUS, H. A topology processor based on state estimation. In: POWER SYSTEMS COMPUTATION CONFERENCE, 11., 1993, Avignon, França. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1993. p.633–638.
- KOGLIN, H.; OEDING, D.; SCHMITT, K. Identification of topological errors in state estimation. In: IEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM MONITORING AND CONTROL, 1986, Durham, Inglaterra. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1986. p.140–144.
- KORRES, G.; CONTAXIS, G. A tool for the evaluation and selection of state estimator measurement schemes. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.9, n.2, p.1110–1116, Maio 1994.
- KOSUT, O.; JIA, L.; THOMAS, R. J.; TONG, L. Malicious Data Attacks on Smart Grid State Estimation: attack strategies and countermeasures. In: FIRST IEEE INTER-

- NATIONAL CONFERENCE ON SMART GRID COMMUNICATIONS, 2010., 2010, Gaithersburg, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.220–225.
- KOTIUGA, W. W.; VIDYASAGAR, M. Bad Data Rejection Properties of Weighted Least Absolute Value Techniques Applied to Static State Estimation. **IEEE Power Engineering Review**, [S.l.], v.PER-2, n.4, p.32, Abril 1982.
- KRUMPHOLZ, G.; CLEMENTS, K.; DAVIS, P. Power System Observability: a practical algorithm using network topology. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-99, n.4, p.1534–1542, Julho 1980.
- LEÃO, J. **Erros topológicos na estimação de estados em sistemas de potência: abordagem geométrica, detectabilidade e identificação**. 1990. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil.
- LIU, W.; SWEE-LIAN, L. Parameter error identification and estimation in power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.10, n.1, p.200–209, Fevereiro 1995.
- LIU, W.; WU, F.; SHAU-MING, L. Estimation of parameter errors from measurement residuals in state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.7, n.1, p.81–89, Fevereiro 1992.
- LIU, Y.; REITER, M.; NING, P. False data injection attacks against state estimation in electric power grids. In: ACM CONFERENCE ON COMPUTER AND COMMUNICATIONS SECURITY, 16., 2009, Chicago, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2009. p.21–32.
- LONDON JR., J.; ALBERTO, L.; BRETAS, N. Analysis of measurement-set qualitative characteristics for state-estimation purposes. **IET Generation, Transmission & Distribution**, [S.l.], v.1, n.1, p.39–45, Janeiro 2007.
- LONDON JR., J.; BRITO, G.; BRETAS, N. Method for meter and RTU placement for state estimation purposes. In: IEEE POWERTECH CONFERENCE, 2003, Bolonha, Itália. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2003. v.1, p.1–6.
- LUGTU, R.; HACKETT, D.; LIU, K.; MIGHT, D. Power System State Estimation: detection of topological errors. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-99, n.6, p.2406–2412, Novembro 1980.
- MERRILL, H.; SCHWEPPE, F. On-line system model error correction. In: IEEE WINTER POWER MEETING, 1973, New York, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1973. p.1–6.
- MILI, L.; CHENIAE, M.; ROUSSEUW, P. Robust state estimation of electric power systems. **IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications**, [S.l.], v.41, n.5, p.349–358, Maio 1994.

- MILI, L.; PHANIRAJ, V.; ROUSSEUW, P. Least median of squares estimation in power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.6, n.2, p.511–523, Maio 1991.
- MILI, L.; VAN CUTSEM, T.; RIBBENS-PAVELLA, M. Hypothesis Testing Identification: a new method for bad data analysis in power system state estimation. **IEEE Power Engineering Review**, [S.l.], v.PER-4, n.11, p.31–32, Novembro 1984.
- MONTICELLI, A. **Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica**. São Paulo, Brasil: Editora Edgard Blücher LTDA., 1983.
- MONTICELLI, A. Modeling circuit breakers in weighted least squares state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.8, n.3, p.1143–1149, Agosto 1993.
- MONTICELLI, A. **State Estimation in Electric Power Systems**: a generalized approach. Boston, EUA: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- MONTICELLI, A. Electric power system state estimation. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v.88, n.2, p.262–282, Fevereiro 2000.
- MONTICELLI, A.; WU, F. Network Observability: identification of observable islands and measurement placement. **IEEE Power Engineering Review**, [S.l.], v.PER-5, n.5, p.32, Maio 1985.
- MORAES, R. **Sincrofasores em Sistemas de Potência**: aplicações na estimação de estado. 2009. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, Brasil.
- PIERETI, S. **Configurador de redes baseado na representação nó profundidade para efeito de estimação de estado**. 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP), São Carlos, Brasil.
- PIERETI, S. **Estimação de estado em sistemas elétricos de potência**: composição de erros de medidas. 2011. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP), São Carlos, Brasil.
- PRAIS, M.; BOSE, A. A topology processor that tracks network modifications. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.3, n.3, p.992–998, Agosto 1988.
- SANDBERG, H.; TEIXEIRA, A.; JOHANSSON, K. On security indices for state estimators in power networks. In: WORKSHOP ON SECURE CONTROL SYSTEMS, 1., 2010, Estocolmo, Suécia. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.1–6.
- SASSON, A.; EHRMANN, S.; LYNCH, P.; VAN SLYCK, L. Automatic Power System Network Topology Determination. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-92, n.2, p.610–618, Março 1973.

- SCHWEPPE, F. Power System Static-State Estimation, Part III: implementation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-89, n.1, p.130–135, Janeiro 1970.
- SCHWEPPE, F.; HANDSCHIN, E. Static state estimation in electric power systems. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v.62, n.7, p.972–982, Julho 1974.
- SCHWEPPE, F.; ROM, D. Power System Static-State Estimation, Part II: approximate model. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-89, n.1, p.125–130, Janeiro 1970.
- SCHWEPPE, F.; WILDES, J. Power System Static-State Estimation, Part I: exact model. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-89, n.1, p.120–125, Janeiro 1970.
- SINGH, H.; ALVARADO, F. Network topology determination using least absolute value state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.10, n.3, p.1159–1165, Agosto 1995.
- SLUTSKER, I.; MOKHTARI, S.; CLEMENTS, K. Real time recursive parameter estimation in energy management systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.11, n.3, p.1393–1399, Agosto 1996.
- SOUZA, J.; COUTTO FILHO, M.; MEZA, E. Treatment of multiple network parameter errors through a genetic-based algorithm. **Electric Power Systems Research**, [S.l.], v.79, n.11, p.1546–1552, Novembro 2009.
- SOUZA, J.; SILVA, A.; SILVA, A. Online topology determination and bad data suppression in power system operation using artificial neural networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.13, n.3, p.796–803, Agosto 1998.
- SRIDHAR, S.; MANIMARAN, G. Data integrity attacks and their impacts on SCADA control system. In: IEEE PES GENERAL MEETING, 2010., 2010, Minneapolis, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.1–6.
- STUART, T.; HERCZET, C. A Sensitivity Analysis of Weighted Least Squares State Estimation for Power Systems. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-92, n.5, p.1696–1701, Setembro 1973.
- TEIXEIRA, A.; AMIN, S.; SANDBERG, H.; JOHANSSON, K.; SASTRY, S. Cyber security analysis of state estimators in electric power systems. In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL (CDC), 49., 2010, Atlanta, E.U.A. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.5991–5998.

- VAN CUTSEM, T.; QUINTANA, V. Network parameter estimation using online data with application to transformer tap position estimation. **IET Generation, Transmission and Distribution**, [S.l.], v.135, n.1, p.31–40, Janeiro 1988.
- WU, F.; LIU, W. Detection of topology errors by state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.4, n.1, p.176–183, Fevereiro 1989.
- WU, F.; MONTICELLI, A. Network Observability: theory. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v.PAS-104, n.5, p.1042–1048, Maio 1985.
- WU, F.; MOSLEHI, K.; BOSE, A. Power System Control Centers: past, present and future. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v.93, n.11, p.1890–1908, Novembro 2005.
- XIE, L.; MO, Y.; SINOPOLI, B. False Data Injection Attacks in Electricity Markets. In: FIRST IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SMART GRID COMMUNICATIONS, 2010., 2010, Gaithersburg, E.U.A. **Anais. . .** [S.l.: s.n.], 2010. p.226–231.
- ZARCO, P.; EXPÓSITO, A. Off-line determination of network parameters in state estimation. In: POWER SYSTEM COMPUTATION CONFERENCE, 12., 1996, Dresden, Alemanha. **Anais. . .** [S.l.: s.n.], 1996. p.1207–1213.
- ZARCO, P.; EXPÓSITO, A. Power system parameter estimation: a survey. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.15, n.1, p.216–222, Fevereiro 2000.
- ZHU, J.; ABUR, A. Improvements in Network Parameter Error Identification via Synchronized Phasors. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v.25, n.1, p.44–50, Fevereiro 2010.

Apêndice A

Modelagem de Linhas de Transmissão e Equações de Fluxo de Carga

Para a representação de um ramo do sistema elétrico, no modelo barra-ramo, foi adotado o modelo π apresentado em MONTICELLI (1999). A Figura A.1 ilustra esse modelo.

Figura A.1: Modelo π generalizado de uma linha de transmissão.

O modelo π equivalente de uma linha de transmissão é composto por três parâmetros: resistência série r_{kl} , reatância série x_{kl} e susceptância shunt b_{kl}^{sh} . Uma vez que a expressão da impedância série em termos dos parâmetros é dada por:

$$z_{kl} = r_{kl} + jx_{kl} \quad (\text{A.1})$$

e o tipo de análise de circuito empregada é a nodal, torna-se necessário trabalhar com os parâmetros série em termos da condutância e da susceptância da linha, logo, a admitância série da linha é dada por:

$$y_{kl} = z_{kl}^{-1} = g_{kl} + jb_{kl}, \quad (\text{A.2})$$

onde:

$$g_{kl} = \frac{r_{kl}}{r_{kl}^2 + x_{kl}^2} \text{ e } b_{kl} = -\frac{x_{kl}}{r_{kl}^2 + x_{kl}^2}. \quad (\text{A.3})$$

Observação 10. Como o modelo π representa uma linha de transmissão, têm-se r_{kl} e x_{kl} positivos, o que implica g_{kl} positivo e b_{kl} negativo (ou indutivo). Já o elemento b_{kl}^{sh} é positivo, pois o elemento shunt de linha é do tipo capacitivo.

A partir da análise da corrente I_{kl} , como mostrada na Figura A.3, nota-se que ela é constituída de duas componentes: uma em série (ramo da impedância z_{kl}) e outra *shunt* (ramo da susceptância b_{kl}^{sh}). Assim, através da análise nodal, têm-se as seguintes expressões:

$$\begin{aligned} I_{kl} &= y_{kl} (E_k - E_l) + j b_{kl}^{sh} E_k; \\ I_{lk} &= y_{kl} (E_l - E_k) + j b_{kl}^{sh} E_l, \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

sendo $E_k = V_k e^{j\theta_k}$ e $E_l = V_l e^{j\theta_l}$.

Com base nas relações de tensões e correntes, obtém-se o equacionamento do fluxo de potência complexa correspondente a uma linha de transmissão:

$$\begin{aligned} S_{kl}^* &= P_{kl} - jQ_{kl} = E_k^* I_{kl} \\ S_{kl}^* &= E_k^* [y_{kl} (E_k - E_l) + j b_{kl}^{sh} E_k] \\ S_{kl}^* &= y_{kl} V_k e^{-j\theta_k} (V_k e^{j\theta_k} - V_l e^{j\theta_l}) + j b_{kl}^{sh} V_k^2 \\ S_{kl}^* &= y_{kl} V_k^2 - y_{kl} V_k V_l e^{-j(\theta_k - \theta_l)} + j b_{kl}^{sh} V_k^2. \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

Considerando $\theta_{kl} = \theta_k - \theta_l$, $e^{j\theta_{kl}} = \cos \theta_{kl} + j \sin \theta_{kl}$, $e^{-j\theta_{kl}} = \cos \theta_{kl} - j \sin \theta_{kl}$ e $y_{kl} = g_{kl} + j b_{kl}$, tem-se:

$$S_{kl}^* = (g_{kl} + j b_{kl}) V_k^2 - (g_{kl} + j b_{kl}) V_k V_l (\cos \theta_{kl} - j \sin \theta_{kl}) + j b_{kl}^{sh} V_k^2 \quad (\text{A.6})$$

Separando a parte real e imaginária da Equação A.6, obtém-se os fluxos ativos e reativos:

$$\begin{aligned} P_{kl} &= V_k^2 g_{kl} - V_k V_l g_{kl} \cos \theta_{kl} - V_k V_l b_{kl} \sin \theta_{kl}; \\ Q_{kl} &= -V_k^2 (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + V_k V_l b_{kl} \cos \theta_{kl} - V_k V_l g_{kl} \sin \theta_{kl}. \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

De forma similar, e considerando $\cos \theta_{lk} = \cos \theta_{kl}$ e $\sin \theta_{lk} = -\sin \theta_{kl}$, os fluxos P_{lk} e Q_{lk} são obtidos:

$$\begin{aligned} P_{lk} &= V_l^2 g_{kl} - V_k V_l g_{kl} \cos \theta_{kl} + V_k V_l b_{kl} \sin \theta_{kl}; \\ Q_{lk} &= -V_l^2 (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + V_k V_l b_{kl} \cos \theta_{kl} + V_k V_l g_{kl} \sin \theta_{kl}. \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

A.1 Modelagem de Transformadores

O modelo equivalente de transformadores utilizado em estudos de fluxo de potência e estimação de estado é composto por uma impedância z_{kl} em série e um auto-transformador ideal no primário, com uma relação de transformação dada por t_{kl} . Tal modelo pode ser visualizado na Figura A.2 (MONTICELLI, 1999).

Figura A.2: Modelo de transformador com relação complexa de transformação $t_{kl} = a_{kl} \cdot e^{j\phi}$.

Observação 11. Caso os dados do transformador estejam de acordo com a representação $\overline{t_{kl}} : 1$, basta converter a relação da seguinte forma:

$$t_{kl} = \frac{1}{\overline{t_{kl}}}. \quad (\text{A.9})$$

Por exemplo, se é dado um transformador de 500/750 kV com relação de tap de 1,050 : 1 no lado de baixa (500 kV) e sem defasagem, então: $t_{kl} = 1/1,050 = 0,9524$.

Como pode ser observado na Figura A.2, P denota um ponto de referência para a relação de transformação. Assim, a magnitude de tensão neste ponto, em relação à barra k é dada por: $V_P = a_{kl} V_k e^{j\phi}$, sendo ϕ o valor da defasagem causada pelo transformador.

A.2 Equações de Fluxos de Potência entre Barras

Generalizando o modelo equivalente de linhas de transmissão e de transformadores, obtém-se o modelo π generalizado, apresentado na Figura A.3.

Figura A.3: Modelo π generalizado.

A partir da aplicação das leis de Kirchhoff, sobre o modelo π generalizado, obtêm-se as seguintes expressões para os fluxos de potência ativa (P_{kl}) e reativa (Q_{kl}) no ramo que conecta as barras k e l (MONTICELLI, 1983):

i) Da barra k para a barra l :

$$P_{kl} = a_{kl}^2 \cdot V_k^2 \cdot g_{kl} - a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot g_{kl} \cdot \cos(\theta_{kl} + \phi) - a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot b_{kl} \cdot \sin(\theta_{kl} + \phi), \quad (\text{A.10})$$

$$Q_{kl} = -a_{kl}^2 \cdot V_k^2 \cdot (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot b_{kl} \cdot \cos(\theta_{kl} + \phi) - a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot g_{kl} \cdot \sin(\theta_{kl} + \phi). \quad (\text{A.11})$$

ii) Da barra l para a barra k :

$$P_{lk} = V_l^2 \cdot g_{kl} - a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot g_{kl} \cdot \cos(\theta_{lk} - \phi) - a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot b_{kl} \cdot \sin(\theta_{lk} - \phi), \quad (\text{A.12})$$

$$Q_{lk} = -V_l^2 \cdot (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot b_{kl} \cdot \cos(\theta_{lk} - \phi) - a_{kl} \cdot V_k \cdot V_l \cdot g_{kl} \cdot \sin(\theta_{lk} - \phi). \quad (\text{A.13})$$

Observação 12. Note que o efeito do transformador está relacionado à barra k , isto porque o transformador está conectado a esta barra. Assim, é de suma importância observar que a relação a_{lk} não faz parte do equacionamento, logo, deve-se ter o devido cuidado ao se implementar os fluxos da barra l para a barra k .

Observação 13. Na expressão generalizada de Q_{kl} (Eq. A.11), o termo $-a_{kl}^2$ aparece multiplicando b_{kl}^{sh} , o que fisicamente não existe. Entretanto, o seu uso não é errado, uma vez que, se o dispositivo for uma linha de transmissão, a_{lk} tem valor unitário ($a_{kl} = 1$), não afetando erroneamente a expressão de fluxo de potência reativa. Se o dispositivo envolvido for um transformador, b_{kl}^{sh} tem valor nulo ($b_{kl}^{sh} = 0$), não causando nenhum prejuízo à expressão.

A.3 Equações de Injeções de Potência em Barras

Para se obter o equacionamento das injeções de potência nas barras do SEP, primeiramente deve-se ter em mãos o valor líquido de injeção de corrente em uma barra genérica, considerando todos os fluxos de corrente incidentes sobre a mesma. A Figura A.4 ilustra essa situação.

Figura A.4: Possíveis correntes incidentes em uma barra genérica k .

Assim, para o caso geral, a seguinte equação é válida:

$$I_k + I_k^{sh} = \sum_{l \in \Omega_k} I_{kl}, \quad (\text{A.14})$$

para $k = 1, \dots, n$, onde k é uma barra genérica do SEP, l é um nó adjacente a k , Ω_k representa o conjunto de barras adjacentes à barra k e n é o número de barras do sistema.

Através das relações complexas de corrente para linhas de transmissão e transformadores (defasadores ou não) desenvolvidas na seção anterior, esboça-se a forma unificada de fluxo de corrente da barra k para a barra l :

$$I_{kl} = (a_{kl}^2 y_{kl} + j b_{kl}^{sh}) E_k + (-a_{kl} y_{kl} e^{-j\varphi}) E_l. \quad (\text{A.15})$$

Dessa forma, I_k pode ser reescrita por:

$$I_k = \left[j b_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} (a_{kl}^2 y_{kl} + j b_{kl}^{sh}) \right] E_k + \sum_{l \in \Omega_k} (-a_{kl} e^{-j\varphi} y_{kl}) E_l. \quad (\text{A.16})$$

A Equação A.15 pode ser re-arranjada na forma matricial como:

$$I = Y.E, \quad (\text{A.17})$$

sendo: I o vetor de injeção de corrente na barra, Y a matriz de admitância do sistema e E o vetor de tensão na barra.

Os elementos da matriz Y não pertencentes à diagonal principal, são da seguinte forma:

$$Y_{kl} = -a_{kl} e^{-j\varphi} y_{kl}, \quad (\text{A.18})$$

já os elementos da diagonal principal de Y , são:

$$Y_{kk} = y_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} (a_{kl}^2 y_{kl} + y_{kl}^{sh}). \quad (\text{A.19})$$

Assim, a forma matricial completa de injeção de corrente na barra genérica k é dada por:

$$I_k = Y_{kk} E_k + \sum_{l \in \Omega_k} Y_{kl} E_l = \sum_{l \in K} Y_{kl} E_l, \quad (\text{A.20})$$

onde K é o número de barras adjacentes à barra k , incluindo ela mesma.

A matriz Y é comumente decomposta em parte real e imaginária, sendo estas representadas respectivamente por G e B , ou melhor, $Y_{kl} = G_{kl} + j B_{kl}$. Logo, a expressão da injeção de corrente resultante torna-se:

$$I_k = \sum_{l \in K} (G_{kl} + j B_{kl}) E_l. \quad (\text{A.21})$$

Da expressão de injeção de potência complexa em uma barra, segue o equacionamento

a seguir:

$$\begin{aligned}
S_k^* &= P_k - jQ_k = E_k^* I_k \\
S_k^* &= V_k e^{-j\theta_k} \left\{ \left[j b_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} (a_{kl}^2 y_{kl} + j b_{kl}^{sh}) \right] E_k + \sum_{l \in \Omega_k} (-a_{kl} e^{-j\varphi} y_{kl}) E_l \right\} \\
S_k^* &= V_k^2 \left[j b_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} (a_{kl}^2 y_{kl} + j b_{kl}^{sh}) \right] + V_k V_l \sum_{l \in \Omega_k} (-a_{kl} e^{-j(\theta_k - \theta_l + \varphi)} y_{kl}) \\
S_k^* &= V_k^2 j b_k^{sh} + V_k^2 \sum_{l \in \Omega_k} [a_{kl}^2 (g_{kl} + j b_{kl}) + j b_{kl}^{sh}] + \\
&\quad - V_k V_l \sum_{l \in \Omega_k} \{ a_{kl} (g_{kl} + j b_{kl}) [\cos(\theta_{kl} + \varphi) - j \operatorname{sen}(\theta_{kl} + \varphi)] \}.
\end{aligned} \tag{A.22}$$

Separando-se a parte real da parte imaginária, tem-se:

$$\begin{aligned}
P_k &= \sum_{l \in \Omega_k} V_k^2 a_{kl}^2 g_{kl} - \sum_{l \in \Omega_k} a_{kl} V_k V_l g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - \sum_{l \in \Omega_k} a_{kl} V_k V_l b_{kl} \operatorname{sen}(\theta_{kl} + \varphi) \\
Q_k &= -V_k^2 b_k^{sh} - \sum_{l \in \Omega_k} V_k^2 (a_{kl}^2 b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + \sum_{l \in \Omega_k} a_{kl} V_k V_l b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) + \\
&\quad - \sum_{l \in \Omega_k} a_{kl} V_k V_l g_{kl} \operatorname{sen}(\theta_{kl} + \varphi).
\end{aligned} \tag{A.23}$$

Em termos da matriz admitância Y , as equações acima são dadas por:

$$P_k = V_k \sum_{l \in \Omega_k} V_l (G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \operatorname{sen} \theta_{kl}) = \sum_{l \in \Omega_k} P_{kl}, \tag{A.24}$$

$$Q_k = V_k \sum_{l \in \Omega_k} V_l (G_{kl} \operatorname{sen} \theta_{kl} - B_{kl} \cos \theta_{kl}) = -V_k^2 b_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} Q_{kl}. \tag{A.25}$$

A.4 Equações de Magnitude de Tensão

Como os medidores de tensão medem diretamente o valor da magnitude dessa grandeza, sua expressão, em relação ao estado de tensão (V), é direta:

$$V_k = V_k. \tag{A.26}$$

A.5 Estrutura da Matriz Jacobiana

A composição da matriz Jacobiana (H) depende diretamente da sequência, ou posição, das variáveis de estado e do vetor de medidas. Assim, fica a critério de cada um o posicionamento de cada derivada parcial de medida em relação ao estado aferido. Uma

possível estrutura da matriz Jacobiana é apresentada a seguir.

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial P_{kl}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_{kl}}{\partial \theta_l} & \frac{\partial P_{kl}}{\partial V_k} & \frac{\partial P_{kl}}{\partial V_l} \\ \frac{\partial Q_{kl}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_{kl}}{\partial \theta_l} & \frac{\partial Q_{kl}}{\partial V_k} & \frac{\partial Q_{kl}}{\partial V_l} \\ \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_k}{\partial \theta_l} & \frac{\partial P_k}{\partial V_k} & \frac{\partial P_k}{\partial V_l} \\ \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_l} & \frac{\partial Q_k}{\partial V_k} & \frac{\partial Q_k}{\partial V_l} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.27})$$

Considerando as equações generalizadas de fluxos de potência, de injeções de potência, de magnitudes de tensão e as variáveis de estado θ_k , θ_l , V_k e V_l , as equações das derivadas parciais de cada partição da matriz Jacobiana são dadas como apresentado a seguir:

- Fluxos de potência ativa da barra k para a barra l :

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_{kl}}{\partial \theta_k} &= a_{kl} V_k V_l g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} V_k V_l b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) \\ \frac{\partial P_{kl}}{\partial \theta_l} &= -a_{kl} V_k V_l g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) + a_{kl} V_k V_l b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) \\ \frac{\partial P_{kl}}{\partial V_k} &= 2a_{kl}^2 V_k g_{kl} - a_{kl} V_l g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} V_l b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) \\ \frac{\partial P_{kl}}{\partial V_l} &= -a_{kl} V_k g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} V_k b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi). \end{aligned} \quad (\text{A.28})$$

- Fluxos de potência ativa da barra l para a barra k :

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_{lk}}{\partial \theta_k} &= -a_{kl} V_k V_l g_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi) + a_{kl} V_k V_l b_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) \\ \frac{\partial P_{lk}}{\partial \theta_l} &= a_{kl} V_k V_l g_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi) - a_{kl} V_k V_l b_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) \\ \frac{\partial P_{lk}}{\partial V_k} &= -a_{kl} V_l g_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) - a_{kl} V_l b_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi) \\ \frac{\partial P_{lk}}{\partial V_l} &= 2V_l g_{kl} - a_{kl} V_k g_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) - a_{kl} V_k b_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi). \end{aligned} \quad (\text{A.29})$$

- Fluxos de potência reativa da barra k para a barra l :

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q_{kl}}{\partial \theta_k} &= -a_{kl} V_k V_l b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} V_k V_l g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) \\ \frac{\partial Q_{kl}}{\partial \theta_l} &= a_{kl} V_k V_l b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) + a_{kl} V_k V_l g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) \\ \frac{\partial Q_{kl}}{\partial V_k} &= -2a_{kl}^2 V_k (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + a_{kl} V_l b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} V_l g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) \\ \frac{\partial Q_{kl}}{\partial V_l} &= a_{kl} V_k b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} V_k g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi). \end{aligned} \quad (\text{A.30})$$

- Fluxos de potência reativa da barra l para a barra k :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial Q_{lk}}{\partial \theta_k} &= a_{kl} V_k V_l b_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi) + a_{kl} V_k V_l g_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) \\
\frac{\partial Q_{lk}}{\partial \theta_l} &= -a_{kl} V_k V_l b_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi) - a_{kl} V_k V_l g_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) \\
\frac{\partial Q_{lk}}{\partial V_k} &= a_{kl} V_l b_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) - a_{kl} V_l g_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi) \\
\frac{\partial Q_{lk}}{\partial V_l} &= -2V_l (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + a_{kl} V_k b_{kl} \cos(\theta_{lk} - \varphi) - a_{kl} V_k g_{kl} \sin(\theta_{lk} - \varphi).
\end{aligned} \tag{A.31}$$

- Injeções de potência ativa na barra k :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} &= \sum_{l \in \Omega_k} a_{kl} V_k V_l [g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) - b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi)] \\
\frac{\partial P_k}{\partial \theta_l} &= a_{kl} V_k V_l [-g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) + b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi)] \\
\frac{\partial P_k}{\partial V_k} &= \sum_{l \in \Omega_k} 2a_{kl}^2 V_k g_{kl} - a_{kl} V_l [g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) + b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi)] \\
\frac{\partial P_k}{\partial V_l} &= -a_{kl} V_k [g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) + b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi)].
\end{aligned} \tag{A.32}$$

- Injeções de potência reativa na barra k :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} &= \sum_{l \in \Omega_k} -a_{kl} V_k V_l [b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) + g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi)] \\
\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_l} &= a_{kl} V_k V_l [b_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi) + g_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi)] \\
\frac{\partial Q_k}{\partial V_k} &= -2V_k b_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} \left\{ -2V_k (a_{kl}^2 + b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + V_l [a_{kl} b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - a_{kl} g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi)] \right\} \\
\frac{\partial Q_k}{\partial V_l} &= a_{kl} V_k [b_{kl} \cos(\theta_{kl} + \varphi) - g_{kl} \sin(\theta_{kl} + \varphi)].
\end{aligned} \tag{A.33}$$

As derivadas parciais relativas às equações de injeções de potência ativa e reativa podem também ser expressas em função da matriz admitância do SEP, como descrito a seguir:

- Injeções de potência ativa na barra k :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} &= \sum_{l \in \Omega_k} V_k V_l (-G_{kl} \sin \theta_{kl} + B_{kl} \cos \theta_{kl}) \\
\frac{\partial P_k}{\partial \theta_l} &= V_k V_l (G_{kl} \sin \theta_{kl} - B_{kl} \cos \theta_{kl}) \\
\frac{\partial P_k}{\partial V_k} &= 2V_k G_{kk} + \sum_{l \in \Omega_k} V_l (G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \sin \theta_{kl}) \\
\frac{\partial P_k}{\partial V_l} &= V_k (G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \sin \theta_{kl}).
\end{aligned} \tag{A.34}$$

- Injeções de potência reativa na barra k :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} &= \sum_{l \in \Omega_k} V_k V_l (G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \sin \theta_{kl}) \\
\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_l} &= -V_k V_l (G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \sin \theta_{kl}) \\
\frac{\partial Q_k}{\partial V_k} &= -2V_k B_{kk} + \sum_{l \in \Omega_k} V_l (G_{kl} \sin \theta_{kl} - B_{kl} \cos \theta_{kl}) \\
\frac{\partial Q_k}{\partial V_l} &= V_k (G_{kl} \sin \theta_{kl} - B_{kl} \cos \theta_{kl}).
\end{aligned} \tag{A.35}$$

Observação 14. Note que a expressão $\sum_{l \in \Omega_k}$ diz respeito a todas as barras adjacentes à barra k , ou seja, compreende também elementos fora da diagonal principal.

- Magnitudes de tensão na barra k :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial V_k}{\partial \theta_k} &= 0 \\
\frac{\partial V_k}{\partial \theta_l} &= 0 \\
\frac{\partial V_k}{\partial V_k} &= 1 \\
\frac{\partial V_k}{\partial V_l} &= 0.
\end{aligned} \tag{A.36}$$

Observação 15. Para mais detalhes acerca da modelagem de linhas de transmissão e das equações de fluxo de carga, ver os capítulos 1 e 5 de (MONTICELLI, 1983) e/ou os capítulos 4 e 10 de MONTICELLI (1999).

Observação 16. Em estimação de estado, a barra de referência é utilizada apenas como referência angular, diferentemente do problema de fluxo de carga, para o qual a barra de referência também serve pra suprir as cargas do sistema. Assim, no problema de estimação pode-se escolher qualquer barra como referência angular, porém, a coluna de H referente ao ângulo de referência deve ser eliminada do processo.

Apêndice B

Demonstração Matemática para o Índice de Inovação

Como ponto de partida, obteve-se a seguinte expressão para o Índice de Inovação da i -ésima medida:

$$II_i = \frac{\|e_D^i\|_{R^{-1}}}{\|e_U^i\|_{R^{-1}}} = \frac{b\sqrt{((I-P)\delta_i)^T R^{-1} ((I-P)\delta_i)}}{b\sqrt{(P\delta_i)^T R^{-1} (P\delta_i)}} \quad (\text{B.1})$$

Através de uma simples operação matricial, pode-se escrever o numerador da Eq. (B.1) como:

$$\|e_D^i\|_{R^{-1}} = b\sqrt{((I-P)\delta_i)^T R^{-1} ((I-P)\delta_i)} = b\sqrt{\delta_i^T (S^T R^{-1} S) \delta_i}. \quad (\text{B.2})$$

Como $\delta_i = \left[0, \dots, 0, \overset{i}{1}, 0, \dots, 0\right]^T$, a seguinte expressão é válida:

$$\delta_i^T B \delta_i = B_{ii}, \quad (\text{B.3})$$

sendo B uma matriz quadrada cuja ordem é igual ao número de linhas de δ_i .

A partir da Eq. (B.3), verifica-se que a Eq. (B.2) pode ser reescrita como:

$$\|e_D^i\|_{R^{-1}} = b\sqrt{\delta_i^T (S^T R^{-1} S) \delta_i} = b\sqrt{(S^T R^{-1} S)_{ii}}. \quad (\text{B.4})$$

Por sua vez, a expressão matricial $S^T R^{-1} S$ ainda pode ser simplificada utilizando a propriedade de S apresentada na Seção 3.2.2, isto é:

$$S^T R^{-1} S = R^{-1} S. \quad (\text{B.5})$$

Finalmente, substituindo a Eq. (B.5) na Eq. (B.4), chega-se à forma simplificada do numerador da Eq. (B.1):

$$\begin{aligned} \|e_D^i\|_{R^{-1}} &= b\sqrt{(S^T R^{-1} S)_{ii}} = b\sqrt{(R^{-1} S)_{ii}} \\ \|e_D^i\|_{R^{-1}} &= b\sqrt{\frac{1}{\sigma_i^2} S_{ii}} = b\sigma_i^{-1} \sqrt{(1 - P_{ii})}. \end{aligned} \quad (\text{B.6})$$

De maneira similar, agora para o denominador, tem-se o seguinte desenvolvimento matemático:

$$\begin{aligned}
 \|e_U^i\|_{R^{-1}} &= b\sqrt{(P\delta_i)^T R^{-1} (P\delta_i)} = b\sqrt{\delta_i^T (P^T R^{-1} P) \delta_i} \\
 \|e_U^i\|_{R^{-1}} &= b\sqrt{(P^T R^{-1} P)_{ii}} = b\sqrt{(R^{-1} P)_{ii}} \\
 \|e_U^i\|_{R^{-1}} &= b\sqrt{\frac{1}{\sigma_i^2} P_{ii}} = b\sigma_i^{-1} \sqrt{P_{ii}}.
 \end{aligned} \tag{B.7}$$

Apêndice C

Cyber-security no Contexto de Estimação de Estado

C.1 Introdução

O monitoramento dos sistemas de potência é necessário para garantir o funcionamento confiável das redes elétricas, uma vez que fornece informações pertinentes sobre a condição do sistema com base nas leituras de medidores instalados em áreas importantes da rede elétrica. Essas medidas são normalmente transmitidas para um centro de controle, um componente do SEP que retém dados cruciais do sistema e possibilita o monitoramento centralizado e capacidade de controle para a rede, e armazenadas em um sistema de telemetria (SCADA). A estimação de estado é utilizada no monitoramento do sistema para estimar melhor o estado da rede elétrica através da análise dos dados dos medidores e dos modelos do sistema de potência.

É possível que um invasor comprometa os medidores para introduzir medidas maliciosas no sistema de telemetria de um SEP (LIU; REITER; NING, 2009). Se essas medidas comprometidas afetarem o resultado da estimação de estado, elas podem enganar os algoritmos de controle da rede elétrica, possivelmente resultando em consequências catastróficas, como *blackouts* em grandes áreas geográficas. Um meio para realizar esse ataque é conhecido como um ataque de injeção de dados falsos (FDI, do inglês *False Data Injection*), que corresponde a modificar dados armazenados ou transmitidos e pode ser direcionado contra a infra-estrutura de comunicação de dados, armazenamento de dados no centro de controle ou até mesmo unidades terminais remotas (RTUs, do inglês *Remote Terminal Units*) do sistema SCADA.

À medida que as "redes de energia inteligentes" (*Smart Grids*) evoluem, há uma ampliação na parte cibernética dos sistemas de potência e, portanto, há um aumento no número de possíveis vetores de ameaça para ataques de FDI. Assim, torna-se cada vez mais importante identificar as vulnerabilidades dos sistemas e processos existentes. Os ataques do tipo FDI modificam os dados gerados pelo sistema SCADA e podem potencialmente

provocar duas consequências negativas (LIU; REITER; NING, 2009):

1. Se os dados forem alterados de maneira que não sejam detectados como falsos pelo estimador de estado, o estado operativo do sistema será errado e poderá levar a ações do operador da rede que possam pôr em risco a segurança do sistema;
2. Em outros casos, a intenção do invasor pode não ser ocultar o ataque. Mesmo que o ataque seja detectado, parte do sistema pode tornar-se não-observável, o que impossibilita o estimador de determinar os valores das variáveis de estado.

C.1.1 Implicações Práticas

É importante ressaltar que realizar um ataque dessa natureza representa um grande desafio para os invasores, exigindo que os mesmos conheçam a configuração do sistema de potência alvo. Essas informações geralmente são mantidas em segredo pelas companhias do setor de energia em seus centros de controle ou outros locais com medidas de segurança. Assim, não é trivial para um invasor obter informações de configurações do sistema para modelar e executar um ataque FDI. No entanto, seria definitivamente errado assumir que os invasores não podem acessar essas informações. Por exemplo, é possível obter a configuração da rede elétrica norte-americana a partir do sistema de mapeamento *POWERmap*, que contém informações sobre cada central geradora, subestação e linha de transmissão 115-765 kV da rede elétrica americana (KINNEY et al., 2005). Um invasor também pode aproveitar-se de fontes disponíveis publicamente, fotos de satélite ou através de abordagens de engenharia social para obter a informação desejada.

Outro forte requisito para os invasores é a manipulação dos medidores ou de suas medidas. Os invasores podem manipular fisicamente os medidores ou as suas medições antes de serem utilizadas para a estimação de estado nos centros de controle. Novamente, devido à proteção existente na rede elétrica, isso não é uma tarefa trivial. No entanto, supor que isso seja impossível acarretaria em uma falsa sensação de segurança e abriria caminho para catástrofes futuras.

Apesar da dificuldade de executar ataques FDI, é crítico que os engenheiros de sistemas de potência e os encarregados pela segurança de redes elétricas e de comunicação estejam cientes dessa ameaça. Os estimadores de estado existentes e os processos que os acompanham assumem uma detecção quase perfeita de erros de medidas. Entretanto, como já mostrado previamente neste trabalho, um erro gerado por um ataque pode passar sem ser detectado pelos métodos tradicionais de processamento de erros. As discrepâncias geradas por esses erros podem ser ampliadas nos processos posteriores à estimação de estado, levando a sérios impactos à operação de SEPs. Logo, pesquisas adicionais são necessárias para avaliar as implicações de tais ataques.

C.1.2 Revisão de Literatura

As pesquisas sobre vulnerabilidades de sistemas de potência a ataques cibernéticos têm aumentado significativamente no passado recente e têm sido publicadas em periódicos de prestígio nas áreas de sistemas elétricos de potência e de tecnologia da informação e podem ser classificadas em três categorias principais (HUG; GIAMPAPA, 2012):

1. *Análise de vulnerabilidades*: os pontos fracos inerentes do processamento de erros em estimação de estado são investigados sob a perspectiva de um invasor (LIU; REITER; NING, 2009; DAN; SANDBERG, 2010; TEIXEIRA et al., 2010; SANDBERG; TEIXEIRA; JOHANSSON, 2010), isto é, quais as medidas SCADA precisam ser alteradas e em qual magnitude para tornar o ataque indetectável pelos métodos tradicionais de processamento de erros?
2. *Análise de consequências*: Múltiplas funções como cálculo de fluxo de potência ótimo, análise e gerenciamento de contingências e controle automático de geração utilizam dados provenientes do estimador de estado como entrada para determinar configurações de controle. Essa área de pesquisa (ESFAHANI et al., 2010a; SRIDHAR; MANIMARAN, 2010; ESFAHANI et al., 2010b; XIE; MO; SINOPOLI, 2010) investiga quais as consequências resultantes sobre essas funções, caso um ataque FDI permaneça não detectado e como um invasor poderia aproveitar essa vulnerabilidade.
3. *Desenvolvimento de contramedidas*: o foco dessa área de pesquisa é como detectar ataques maliciosos e proteger os sistemas elétricos de potência. A maioria das pesquisas realizadas nessa área (KOSUT et al., 2010; BOBBA et al., 2010; KIM; POOR, 2011; CHAOJUN; JIRUTITIJAROEN; MOTANI, 2015) se concentra em melhorar os métodos de processamento de erros (propósito também deste trabalho) ou melhorar a segurança dos sistemas de comunicação e telemetria através de, por exemplo, barreiras de acesso e criptografia de dados.

C.2 Modelagem de Ataques

O objetivo de um invasor furtivo é o de comprometer as medidas que advêm de sistemas de telemetria e que são utilizadas pelo estimador de estado, de modo que (TEIXEIRA et al., 2010):

1. O algoritmo do estimador de estado seja convergente;
2. Para o conjunto alvo de medidas, os valores estimados após a convergência sejam próximos dos valores comprometidos pelo invasor;
3. O ataque permaneça não detectado pelos métodos de processamento de erros.

Como consequência da ação furtiva de um invasor, as variáveis de estado incorretas geradas pelo estimador podem ter efeitos diferentes em outros processos de gerenciamento de energia. De fato, conforme ilustrado na Figura C.1, as variáveis de estado são utilizadas como entrada para outras aplicações de *software*, em particular a análise de contingências e o fluxo de potência ótimo.

Figura C.1: Estimador de estado sob ataque.

Seja o vetor de medidas corrompido denominado z_a . Assume-se o seguinte modelo aditivo de ataque:

$$z_a = z + a, \quad (C.1)$$

onde $a \in \mathbb{R}^m$ é o vetor de ataque introduzido pelo invasor e possui valores nulos nas posições das medidas não comprometidas.

Sob ataque, a *Equação Normal*:

$$[H^T(x^k) R^{-1} H(x^k)] \Delta x^k = H^T(x^k) R^{-1} r(x^k), \quad (C.2)$$

fornece as seguintes estimativas:

$$x_a^{k+1} = x_a^k + [H^T(x_a^k) R^{-1} H(x_a^k)]^{-1} H^T(x_a^k) R^{-1} r_a(x_a^k), \quad (C.3)$$

na iteração $k = 0, 1, \dots$, onde x_a^k é a estimativa comprometida na iteração k e $r_a(x_a^k) = z_a - h(x_a^k)$. Se as condições de convergência se aplicarem, então essas iterações convergem para $\hat{x}_a$, que é o vetor comprometido de variáveis de estado devido ao uso de z_a .

Como afirmado previamente, os métodos tradicionais de processamento de erros em estimação de estado baseiam-se na análise do resíduo normalizado das medidas e na verificação se o mesmo encontra-se abaixo de um limiar de detecção de erro (β), que é escolhido de acordo com a permissibilidade de alarme falso. Assim, a ação do invasor não será detectada pelo teste do maior resíduo normalizado se a seguinte condição for obedecida:

i) O resíduo da medida sob ataque $r(\hat{x}_a) = z_a - h(\hat{x}_a)$ em sua forma normalizada não excede o limiar de detecção $r_a^N < \beta$.

Finalmente, seja o conjunto contendo os índices i das medidas alvo, representado por ζ_a . Para cada $i \in \zeta_a$, é do interesse do invasor que a medida estimada $\hat{z}_a^i = h^i(\hat{x}_a)$ seja igual ao valor da medida corrompida z_a^i . No entanto, tal condição pode não ser satisfeita uma vez que as medidas corrompidas podem não ser consistentes com o modelo, resultando na violação da condição i) citada previamente (TEIXEIRA et al., 2010). Sendo assim, chega-se à segunda condição que adicionalmente governará a síntese de um vetor de ataque a :

ii) O vetor de ataque a é escolhido de maneira que $|z_a^i - \hat{z}_a^i| < \eta$, $\forall i \in \zeta_a$, onde η é uma constante positiva de pequena magnitude.

Portanto, o objetivo de um invasor furtivo é encontrar e aplicar um vetor de ataque a que satisfaça as condições i) e ii) acima.

C.2.1 Modelo de Ataque DC

Seja z_a a representação do vetor de medidas que pode conter dados maliciosos. O vetor z_a pode ser representado como:

$$z_a = z + a, \quad (C.4)$$

onde $z = [z_1, \dots, z_m]^T$ é o vetor de medidas originais e $a = [a_1, \dots, a_m]^T$ é o vetor de dados maliciosos adicionados às medidas originais, aqui denominado como vetor de ataque. Um i -ésimo elemento a_i sendo não-nulo, significa que o invasor comprometeu o i -ésimo medidor e, logo, substituiu a medida original z_i por uma medida errônea $z_i + a_i$.

O invasor pode escolher qualquer vetor não-nulo arbitrário como o vetor de ataque a e, então, construir as medidas maliciosas z_a . Sejam $\hat{x}_a$ e $\hat{x}$ as estimativas de x utilizando o vetor contendo medidas maliciosas z_a e o vetor de medidas originais z , respectivamente. O vetor $\hat{x}_a$ pode ser representado como:

$$\hat{x}_a = \hat{x} + c, \quad (C.5)$$

onde c é um vetor não-nulo de dimensão n . Note que c representa o erro de estimação causado pelo invasor.

Como apresentado na literatura básica de estimação de estado (MONTICELLI, 1999; ABUR; EXPÓSITO, 2004), o algoritmo de detecção de erros grosseiros em medidas calcula a norma- L_2 dos resíduos correspondentes das medidas para checar se existem erros grosseiros ou não. Entretanto, se o invasor puder usar Hc como o vetor de ataque a (i.e. $a = Hc$), então a norma- L_2 dos resíduos de z_a é igual à dos resíduos de z , como será demonstrado no Teorema a seguir:

- **Teorema**

Suponha que o vetor de medidas originais " z " pode passar pelo teste tradicional de detecção de erros em medidas. Então, o vetor contendo medidas maliciosas z_a também

pode passar pelo teste de detecção, se o vetor " a " é uma combinação linear dos vetores coluna da matriz Jacobiana " H " (i.e. $a = Hc$) (LIU; REITER; NING, 2009).

Demonstração

Uma vez que z passa pelo teste de detecção, tem-se que $\|z - H\hat{x}\| \leq \beta$, onde β é o limiar de detecção de erro. O vetor de variáveis de estado estimadas $\hat{x}_a$, obtido a partir de z_a , pode ser representado como $\hat{x} + c$. Se $a = Hc$, i.e., a é uma combinação linear dos vetores coluna $h_1, \dots, h_n$ de H , então, a norma- L_2 resultante dos resíduos das medidas é:

$$\begin{aligned} \|z_a - H\hat{x}_a\| &= \|z + a - H(\hat{x} + c)\| \\ &= \|z - H\hat{x} + (a - Hc)\| \\ &= \|z - H\hat{x}\| \leq \beta. \end{aligned} \tag{C.6}$$

Então, a norma- L_2 dos resíduos das medidas de z_a é menor que o limiar de detecção β . Isso significa que z_a também pode passar pelo teste tradicional de detecção de erros em medidas.

q.c.d.

Estes vetores de ataque, os quais $a = Hc$, são denominados vetores de ataque de injeção de dados falsos (FDI, como definido previamente). Assim, um invasor pode manipular os dados falsos injetados para passar despercebido pelos métodos tradicionais de detecção de erros em medidas e, além disso, introduzir erros arbitrários na saída da estimação de estado (uma vez que cada elemento de c pode ser um número arbitrário).

Uma estimativa do número mínimo de medidas que precisam ser comprometidas para ocultar o ataque do estimador de estado, assumindo que existe pelo menos uma medida de injeção de potência em cada barra do SEP, pode ser obtida considerando a matriz Jacobiana H . Para ocultar um ataque na i -ésima medida, apenas as colunas de H que têm um valor diferente de zero na linha i precisam ser consideradas. Para cada uma dessas colunas, o número de elementos não-nulos é determinado. Assim, o número mínimo de medidas a se comprometer é igual ao menor número de elementos não-nulos em qualquer uma dessas colunas. Este número mínimo será o número real de medidas que devem ser comprometidas, se todas as injeções de potência nas barras e todos os fluxos de potência nas linhas forem medidos (HUG; GIAMPAPA, 2012).

C.2.2 Modelo de Ataque AC

Nesta seção, dar-se-á sequência à modelagem descrita na seção anterior e estendê-la para o caso de estimação de estado AC. O primeiro passo é determinar quais medidas precisam ser manipuladas de maneira a ocultar um ataque à uma medida específica e, em um segundo momento, determinar os valores para essas medidas manipuladas.

Para ocultar o erro introduzido em uma medida, o valor resultante da estimação de estado de pelo menos uma variável de estado deve ser manipulado. Isto, por sua vez, requer

a manipulação de todas as medidas que são diretamente dependentes desta variável de estado. Na estimação de estado DC, a matriz Jacobiana H provê a informação de qual medida é dependente de qual variável de estado, i.e., um valor não-nulo do elemento ij indica que o valor da medida z_i é uma função direta da variável de estado x_j . Em estimação de estado AC, a relação entre variáveis de estado e medidas é não-linear e dada por:

$$z = h(x) + e. \quad (C.7)$$

Entretanto, a matriz Jacobiana de $h(x)$ provê a informação de qual medida é dependente de qual variável de estado, i.e., caso uma medida seja diretamente dependente de certa variável de estado, o elemento específico na linha correspondente à medida e na coluna correspondente à variável de estado deve ser diferente de zero. Caso contrário, se a medida não é diretamente dependente de certa variável de estado, então o elemento correspondente em H é igual a zero.

Logo, o algoritmo utilizado na análise DC para identificar as medidas que precisam ser alteradas pode ser aplicado à medida Jacobiana. Considerando a linha associada à medida alvo e as colunas às quais essa linha possui elementos não-nulos, o número mínimo de medidas que precisam ser manipuladas pode ser determinado. Tal número é igual ao número mínimo de elementos não-nulos em qualquer uma destas colunas.

Uma vez conhecidas quais medidas devem ser alteradas, o próximo passo é determinar os valores para os quais as medidas precisam ser alteradas. De forma similar à análise DC, a escolha da coluna e das medidas a serem ajustadas determinam a variável de estado (neste caso, magnitude de tensão ou ângulo de fase de tensão) para o qual o valor estimado será alterado.

Assumindo que o invasor deseja alterar o fluxo de potência da linha que conecta as barras i e j e escolheu V_i como a variável de estado a ser impactada, então a seguinte equação deve ser resolvida para encontrar a magnitude de tensão que produza o fluxo de potência desejado:

$$P_{ij} = V_{i,a}^2 g_{ij} - V_{i,a} V_j g_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) - V_{i,a} V_j b_{ij} \sin(\theta_i - \theta_j), \quad (C.8)$$

onde o subscrito "a" indica a variável de estado que será manipulada pelo invasor. Trata-se de uma equação quadrática para a qual existem múltiplas soluções. Na maioria dos casos, no entanto, somente uma das soluções faz sentido físico. Enquanto na análise DC, o invasor não precisava saber os valores das variáveis de estado, este não é mais o caso na análise AC. Para resolver a equação acima, o invasor precisa saber, ou estimar, os valores de V_j e $\theta_i - \theta_j$. Uma vez determinado o valor de $V_{i,a}$, os valores para as outras medidas são calculados utilizando as equações de fluxos de potência nas linhas e injeções de potência nas barras.

Outra opção para o invasor seria escolher θ_i como a variável de estado a ser impactada. Uma vez que a sensibilidade dos fluxos e injeções de potência ativa, em relação aos ângulos

de fase, é significativamente maior que em relação às magnitudes de tensão, um impacto maior nas medidas de potência ativa é esperado caso ocorram pequenas mudanças nos ângulos de fase. Caso a magnitude de tensão e o ângulo de fase sejam escolhidos como variáveis a serem impactadas, as possibilidades de conjuntos de soluções se tornam ainda maiores.

Uma condição necessária de como a medida, identificada no primeiro passo, deve ser manipulada de forma a garantir um ataque furtivo pode ser derivada da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
 \|z_a - h(\hat{x}_a)\| &= \|z + a - h(\hat{x} + c)\| \\
 &= \left\| \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 + a_2 \end{pmatrix} - \begin{bmatrix} h_1(\hat{x}_1) \\ h_2(\hat{x}_1, \hat{x}_2 + c) \end{bmatrix} \right\| \\
 &= \left\| \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \end{pmatrix} - \begin{bmatrix} h_1(\hat{x}_1) \\ h_2(\hat{x}_1, \hat{x}_2) \end{bmatrix} \right\| \\
 &= \|z - h(\hat{x})\| \leq \beta.
 \end{aligned} \tag{C.9}$$

As variáveis com o subscrito "1" correspondem às medidas e variáveis de estado que não são alteradas pelo invasor, enquanto as com o subscrito "2" correspondem àquelas que foram maliciosamente alteradas (medidas que foram determinadas no primeiro passo). Os vetores " a " e " c " correspondem às alterações necessárias nas medidas manipuladas e às alterações nas variáveis de estado estimadas, respectivamente.

Partindo da equação C.9, a condição necessária para garantir um ataque furtivo é dada por:

$$a_2 = h_2(\hat{x}_1, \hat{x}_2 + c) - h_2(\hat{x}_1, \hat{x}_2). \tag{C.10}$$

Nota-se nesta equação que, diferentemente da análise DC, um invasor utilizando uma análise AC deve também conhecer os valores estimados para o conjunto de variáveis de estado que aparecem em h_2 (HUG; GIAMPAPA, 2012).

De maneira geral, como citado em (TEIXEIRA et al., 2010; HUG; GIAMPAPA, 2012), um ataque furtivo deve possuir um vetor de ataque " a " condizente com o modelo de medição, o que para o caso do estimador por mínimos quadrados ponderados é equivalente a $a \in \text{Im}(H)$. Assim, foi verificado como o estimador de estado proposto, associado à metodologia geométrica para processamento de erros, se comporta na presença de tais ataques. Os resultados principais dessa pesquisa podem ser encontrados em (BRETAS et al., 2017).

Apêndice *D*

Publicações

A divulgação dos resultados advindos desta pesquisa foi realizada através da publicação de diversos artigos científicos em congressos nacionais e internacionais, além de um artigo publicado em periódico internacional. A lista dos artigos publicados é apresentada a seguir, em ordem cronológica:

1. **B.E.B. Carvalho**, N.G. Bretas, "Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência: a Interpretação Geométrica Aplicada ao Processamento de Erros Grosseiros em Medidas", em *XIII SEPOPE - Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica*, Foz do Iguaçu, Brasil, pp.1-9, 18 a 21 de maio de 2014.
2. C.A. Fantin, M.R.M.C. Albertini, **B.E.B. Carvalho**, J.B.A. London Jr., "Using Pseudo and Virtual Measurements in Distribution System State Estimation", em *IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition - Latin America*, Medellín, Colômbia, pp. 1-6, 9 a 13 de setembro de 2014.
3. N.G. Bretas, **B.E.B. Carvalho**, M.R.M.C. Albertini, "The Innovation Concept Applied to the Processing of Measurements and Parameters Errors in Power Systems State Estimation", *IEEE PES PowerTech Conference*, Eindhoven, Holanda, pp. 1-6, 29 de junho a 2 de julho de 2015.
4. N.G. Bretas, **B.E.B. Carvalho**, A.B. Camilo, "A Per Unit Kind Formulation in Power System State Estimation", em *IEEE PES General Meeting*, Boston, Estados Unidos, pp.1-5, 17 a 21 de julho de 2016.
5. **B.E.B. Carvalho**, N.G. Bretas, "Gross Error Processing in State Estimation: Comparing the Residual and the Error Tests", em *IEEE PES PowerTech Conference*, Manchester, Reino Unido, pp. 1-5, 18 a 22 de junho de 2017.

6. **B.E.B. Carvalho**, N. G. Bretas, A. S. Bretas, "A Local State Vector Augmentation Technique for Processing Network Parameters Errors", em *IEEE PES General Meeting*, Chicago, Estados Unidos, pp. 1-5, 16 a 20 de julho de 2017.
7. A.S. Bretas, N.G. Bretas, **B.E.B. Carvalho**, E. Baeyens, P. Khargonekar, "Smart Grids Cyber-Physical Security as a Malicious Data Attack: An Innovation Approach", em *ELSEVIER Electric Power Systems Research*, vol. 149, pp. 210-219, ISSN 0378-7796, agosto de 2017.