

THIAGO CAVALCANTI COELHO

**DETERMINAÇÃO DA REGIÃO DE IMPACTO DE ERROS DE
TOPOLOGIA VIA MULTIPLICADORES DE LAGRANGE
NORMALIZADOS**

CURITIBA

2007

THIAGO CAVALCANTI COELHO

**DETERMINAÇÃO DA REGIÃO DE IMPACTO DE ERROS DE
TOPOLOGIA VIA MULTIPLICADORES DE LAGRANGE
NORMALIZADOS**

Dissertação apresentada como requisito parcial à
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica,
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Elétrica – PPGEE, Departamento de Engenharia
Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal
do Paraná.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Elizete Maria Lourenço

CURITIBA

2007

**DETERMINAÇÃO DA REGIÃO DE IMPACTO DE ERROS DE TOPOLOGIA
VIA MULTIPLICADORES DE LAGRANGE NORMALIZADOS**

THIAGO CAVALCANTI COELHO

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Prof.^a Elizete Maria Lourenço, Dr.^a
Orientadora

Prof. Wilson Artuzi Jr, Dr.
Coordenador Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora

Prof.^a Elizete Maria Lourenço, Dr.^a (UFPR)
Presidente

Prof.^a Thelma Solange Piazza Fernandes, Dr.^a (UFPR)

Prof.^a Andréa Lucia Costa, Dr.^a (UTFPR)

Curitiba, 12 de dezembro de 2007

DEDICATÓRIA

*Dedico este trabalho a meus pais, Sócrates Cavalcanti Coelho (in memoriam)
e Cecília Marino Coelho, ao meu irmão Daniel Cavalcanti Coelho
e as minhas irmãs Camila Cavalcanti Coelho e Karina
Cavalcanti Coelho. Sem eles nada disso seria
possível.*

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos aqueles que de forma direta ou indireta contribuíram para a realização de uma das etapas mais importantes da minha vida, em especial.

Prof.^a Elizete Maria Lourenço minha orientadora, por toda a paciência do mundo e acreditar que tudo isso seria possível, com certeza, esta é uma das maiores virtudes desta excelente profissional da educação.

À Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná em especial, ao Corpo Docente do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná, com destaque Prof.^a Thelma Solange Piazza integrante da banca de qualificação e defesa do mestrado que, com seu conhecimento, muito contribuiu para o aperfeiçoamento deste trabalho.

Ao Lactec, não somente pelo suporte financeiro, mas também pela formação profissional que obtive na instituição e pela oportunidade de conviver com pessoas muito queridas, das quais, guardo boas lembranças. Em especial, Prof.^a e orientadora Jamea Cristina Batista Silva, Edemir Kowalski, Patrício Enrique Munoz Rojas, Luis Ricardo Alfaro Gamboa, Marcelo Antônio Ravaglio e José Carlos Schaefer.

Quero agradecer à Companhia Paranaense de Energia - Copel e em especial aos meus amigos pelo apoio na conclusão deste trabalho.

Gostaria de agradecer, mais uma vez, estes meus familiares, que tenho em meu coração e que participaram não somente deste trabalho, mas da minha vida toda.

E um abraço a todos meus amigos em especial aos amigos da Casa do Estudante Universitário que estiveram comigo durante um bom tempo da minha vida, são eles: Alessandro (ET), Anderson (Zé gota), Arilson, Alexandre (Bola), Airton (Peichó), Antonio Carlos (Jaca), Alisson (Alissã), Alessandro (da Odonto), Alexandre (Xandeco), Alex (Gruba), Bruno (Cabeça), Caio, Campeão, Clodoveu (Clodinho), Chrystian (Ticos), Daniel (veio), Dario, Derley (Sergipe), Denis, Diogo (Coveiro), Douglas (Vizone), Domiciliano (Dimi), Eliel, Elton (Eltão), Edson (Galo), Edir (cabelinho), Emerson (pimpão), Eder (Nêni), Everton (Bitoca), Stênio (Frouxo), Fábio (Burco), Fábio (véia do Denis), Francisco (Chicão), Fernando (Gutinho), Felipe (Estagiário), Galera do Pompal, Giovanni (Gaudério), Giancarlo (Vô), Habib (Bib), Hebert (h(R)erbi), Índio, Ivo (Véia do Paradinha), Ítalo, José Carlos (Paraíba), Keuri, Luiz (Luizão), Leandro Balico (Psicopata), Leandro (Da medicina), Leandro (irmão do Palmerense), Luciano (Panda), Marcão (Piquiri), Marcão (Pompal), Magno, Marcelo (Chuck), Marcelo (Xena), Marcelo (Marceleza), Marcelo Bequi (Corintiano), Marcão (Bêbado), Marcio (Pitu), Milton (Miltão), Milo lóki, Os piquiris, Odair (Gerente), Octávio (Cabelo), Osíres (Veia do Fernando), Paulo (Delegação), Padre, Paulo (Mister Paul), Rafael (Gauxinho), Rafael (aleixo), Rangel (Ranger), Rildo, Roberto (Blat), Roger (Rogera), Sido (Sidão), Roberto Balico, Roberto (baiano) Rudinei, Sílvio (Velhinho), Sérgio (Palmerense), Sérgio (Sergião), Tomaz (Broka), Volnei (tchêzinho), Humberto (Vizinho), Wagner (Toledo).

Finalmente agradecer em mérito especial a Fundação Casa do Estudante Universitário, instituição que me acolheu desde a graduação até o mestrado.

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| SUMÁRIO..... | VII |
| LISTA DE TABELAS..... | IX |
| LISTA DE ILUSTRAÇÕES..... | X |
| LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS | XI |
| RESUMO | XII |
| 1 INTRODUÇÃO..... | 1 |
| 1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 3 |
| 1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO | 8 |
| 2 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA..... | 10 |
| 2.2 MODELO DE MEDIÇÃO..... | 11 |
| 2.3 MÉTODO DA MATRIZ AUMENTADA OU TABLEAU ESPARSO..... | 15 |
| 2.4 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA..... | 17 |
| 2.4.1 Ramos de Impedância Nula..... | 18 |
| 2.4.2 Estimação de Estados em dois Estágios | 20 |
| 2.5 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA COMO UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO RESTRITO | 22 |
| 2.5.1 Restrições Operacionais e Estruturais | 22 |
| 2.5.2 Restrições em Medidas..... | 24 |
| 2.5.3 Formulação da Estimação de Estados Generalizada | 24 |
| 2.5.4 Solução da Estimação de Estados Generalizada pelo Método de Tableau Esparso .. | 25 |
| 2.6 MULTIPLICADOR DE LAGRANGE NORMALIZADO | 27 |
| 2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS | 29 |
| 3 CONDIÇÕES TOPOLÓGICAS PARA PROCESSAMENTO DE ERROS NA ESTIMAÇÃO DE ESTADOS..... | 29 |
| 3.1 INTRODUÇÃO | 29 |
| 3.2 DEFINIÇÕES | 30 |
| 3.2.1 Presença de Ramos Radiais..... | 31 |
| 3.3 ALGORITMO DE KRUSKAL | 33 |
| 3.4 INFORMAÇÕES A PRIORI..... | 35 |
| 3.5 PROCESSAMENTO DE ERROS DE TOPOLOGIA NA ESTIMAÇÃO DE ESTADOS..... | 36 |
| 3.5.1 Detecção e Identificação de erros de Topologia | 36 |
| 3.5.2 Interpretação Geométrica dos Multiplicadores de Lagrange | 37 |
| 3.5.2.1 Teste do Cosseno para Erro Simples | 37 |
| 3.5.2.2 Teste do Cosseno para Erros Múltiplos | 39 |
| 3.5.3 Algoritmo de Identificação de Erros de Topologia via Testes de Colinearidade | 43 |
| 3.6 IDENTIFICAÇÃO DE ERROS DE TOPOLOGIA VIA ÍNDICES DE CORRELAÇÃO..... | 45 |
| 3.7 DETERMINAÇÃO DA ZONA DE ANOMALIA E SUB-REDE RELEVANTE..... | 47 |
| 3.7.1 Zona de Anomalia..... | 47 |

| | | | |
|----------|-------|--|-----------|
| | 3.7.2 | <i>Algoritmo de Flament</i> | 48 |
| | 3.8 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 49 |
| 4 | | DETERMINAÇÃO DA SUB-REDE RELEVANTE – PRIMEIRO ESTÁGIO DA ESTIMAÇÃO DE ESTADOS | 51 |
| | 4.2 | ESTIMAÇÃO DE ESTADOS RESTRITA PARA MODELAGEM BARRA-RAMO DA REDE: PRIMEIRO ESTÁGIO | 52 |
| | 4.3 | DETECÇÃO DE ERROS DE TOPOLOGIA | 53 |
| | 4.4 | LOCALIZAÇÃO DAS SUBESTAÇÕES SUSPEITAS | 53 |
| | 4.5 | ÍNDICES DE CORRELAÇÃO VIA ML..... | 54 |
| | 4.6 | ALGORITMO DE FLOYD | 55 |
| | 4.7 | ALGORITMO PROPOSTO PARA A DETERMINAÇÃO DA SUB-REDE RELEVANTE..... | 63 |
| | 4.8 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 64 |
| 5 | | SIMULAÇÕES E RESULTADOS | 65 |
| | 5.1 | SIMULAÇÕES DA METODOLOGIA PROPOSTA | 65 |
| | 5.2 | SIMULANDO ERRO NO SISTEMA IEEE 30 BARRAS E 40 RAMOS..... | 69 |
| | | 5.2.1 Simulando Erro de Exclusão | 69 |
| | 5.3 | SIMULANDO ERRO NO SISTEMA IEEE 14 BARRAS E 20 RAMOS..... | 75 |
| | | 5.3.1 Simulando Erro de Inclusão | 75 |
| | | 5.3.2 Simulando Erro de Exclusão | 78 |
| | 5.4 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 81 |
| 6 | | CONCLUSÃO | 83 |
| | 6.1 | SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS..... | 85 |
| 7 | | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 86 |
| | | APÊNDICE | 89 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| TABELA 1:RESULTADO DOS ÍNDICES DE CORRELAÇÃO PARA O SISTEMA IEEE 30 BARRAS [1]. | 66 |
| TABELA 2:RESULTADO DOS ÍNDICES DE CORRELAÇÃO PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS [8]. | 67 |
| TABELA 3:RESULTADO DOS ÍNDICES DE CORRELAÇÃO PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS [8]. | 68 |
| TABELA 4:RESULTADO DO TESTE DE COLINEARIDADE 1º ESTÁGIO, PARA O SISTEMA IEEE 30 BARRAS LINHA 14-15..... | 73 |
| TABELA 5: RESULTADO DO TESTE DE COLINEARIDADE 2º ESTÁGIO, PARA O SISTEMA IEEE 30 BARRAS LINHA 14-15..... | 74 |
| TABELA 6: RESULTADO DO TESTE DE COLINEARIDADE 1º ESTÁGIO, PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS LINHA 11-14..... | 77 |
| TABELA 7: RESULTADO DO TESTE DE COLINEARIDADE 2º ESTÁGIO, PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS LINHA 11-14..... | 78 |
| TABELA 8: RESULTADO DO TESTE DE COLINEARIDADE 1º ESTÁGIO, PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS LINHA 1-5..... | 80 |
| TABELA 9: RESULTADO DO TESTE DE COLINEARIDADE 1º ESTÁGIO, PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS LINHA 1-5..... | 81 |
| TABELA 10: DADOS DE BARRA PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS..... | 89 |
| TABELA 11: DADOS DE LINHA PARA O SISTEMA IEEE 14 BARRAS..... | 90 |
| TABELA 12: DADOS DE BARRA PARA O SISTEMA IEEE 30 BARRAS..... | 91 |
| TABELA 13: DADOS DE LINHA PARA O SISTEMA IEEE 30 BARRAS..... | 92 |

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|--|----|
| FIGURA 1: RAMO RADIAL CONECTADO A UMA REDE OBSERVÁVEL..... | 32 |
| FIGURA 2: REPRESENTAÇÃO GEOMÉTRICA DO MULTIPLICADOR DE LAGRANGE. | 40 |
| FIGURA 3: SISTEMA IEEE 14 BARRAS JUNTAMENTE COM E A REGIÃO DE ANOMALIA SUBESTAÇÕES 1 E 5..... | 58 |
| FIGURA 4: EXPANSÃO DA ZONA DE ANOMALIA ATÉ A PRIMEIRA VIZINHANÇA..... | 59 |
| FIGURA 5: VALORES INFINITOS AS LINHAS RELACIONADAS A PRIMEIRA EXPANSÃO DA ZONA DE ANOMALIA ATÉ A PRIMEIRA VIZINHANÇA..... | 60 |
| FIGURA 6: SUB-REDE RELEVANTE DO SISTEMA IEEE 14 BARRAS, CONTENDO A ZONA DE ANOMALIA BARRAS 1 E 5. | 62 |
| FIGURA 7: SISTEMA TESTE IEEE 30 BARRAS [14]. | 69 |
| FIGURA 8: SUB-REDE RELEVANTE DO SISTEMA IEEE 30 BARRAS PARA ERRO DE EXCLUSÃO NA LINHA 14 – 15..... | 71 |
| FIGURA 9: REPRESENTAÇÃO DA SUB-REDE RELEVANTE SISTEMA IEEE 30 BARRAS NO NÍVEL SUBESTAÇÃO. | 72 |
| FIGURA 10: SISTEMA IEEE 14 BARRAS JUNTAMENTE COM SEU PLANO DE MEDIÇÃO..... | 75 |
| FIGURA 11: SISTEMA IEEE 14 BARRAS REDUZIDO COM AS SUBESTAÇÕES 11 E 14 SUSPEITAS E A INCLUSÃO DA LINHA 11-14..... | 76 |
| FIGURA 12: REPRESENTAÇÃO DA SUB-REDE RELEVANTE SISTEMA IEEE 14 BARRAS NO NÍVEL SUBESTAÇÃO..... | 77 |
| FIGURA 13: SISTEMA IEEE 14 BARRAS NO NÍVEL DE SUBESTAÇÃO..... | 79 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

OTR - Operação em Tempo Real

IEEE - *Institute of Electrical and Electronics Engineers*

MLN - Multiplicadores de Lagrange Normalizados

EESP - Estimaco de Estados em Sistemas Potncia

SEP - Sistema Eltrico de Potncia

RN - Resduo Normalizado

ML - Multiplicadores de Lagrange

RESUMO

A proposta deste trabalho é desenvolver uma metodologia para identificação de subestações suspeitas, facilitando o processamento de erros de topologia na estimação de estados generalizada. A metodologia é baseada na utilização dos Multiplicadores de Lagrange Normalizados.

Com modelagem advinda dos ramos de impedância nula, da década de 90, até hoje, uma gama de trabalhos publicados na literatura utilizam os multiplicadores de Lagrange normalizados com ênfase ao segundo estágio da estimação, sendo que a seleção de subestações suspeitas é realizada através de técnicas propostas baseadas nos resíduos normalizados. A idéia do trabalho é contribuir com a seleção das subestações suspeitas no primeiro estágio da estimação e unificar o processamento dos erros de topologia através da utilização dos multiplicadores de Lagrange normalizados desde a detecção e identificação das subestações suspeitas (primeiro estágio da estimação) até a detecção e identificação dos erros de topologia, realizada no segundo estágio.

Além disso, neste trabalho é proposto um novo algoritmo para a determinação da sub-rede relevante denominado algoritmo de *Floyd* e um outro apresentado para a identificação de barras e/ou ilhas isoladas do sistema elétrico de potência denominado algoritmo de *Kruskal*, ambos são baseados na teoria dos grafos.

A formulação proposta utiliza a estimação de estados generalizada realizada em dois estágios, onde no primeiro estágio é aplicado o teste de hipóteses, índices de correlação via ML e o algoritmo de *Floyd* e no segundo estágio é feita a identificação de erros via testes de colinearidade. Testou-se o algoritmo proposto para os sistemas de 14 e 30 barras do IEEE.

Palavras-chave: Sub-Rede Relevante, Estimação de Estados, Identificação de Erros de Topologia, Índices de Correlação via ML e Testes de Colinearidade.

ABSTRACT

The proposal of this work is the development of a methodology to identifying the suspect substations, in order to make the processing of topology errors in the generalized state estimation easier. The methodology is based on the Normalized Lagrange Multiplier (NLM) usage.

Since the zero injections at bus sections came in the 90's, various works has been published in the literature by using the NLM, whose emphasis is focused on the second stage of the estimation and the selection of the suspect substations is performed through proposed techniques based on normalized residuals. The main idea of this work is to contribute with the selection of suspect substations in the first stage of the estimation and to unify the processing of topology error identification by using the NLM. The method is performed since the detection and the identification of suspect substations (first stage of the estimation) until the detection and the identification of suspect substations performed in the second stage of the estimation.

Besides, this work proposes a new algorithm able to determine the relevant sub-network called Floyd's Algorithm and another presented to the identification of buses and/or isolated islands of the power system called Kruskal's Algorithm. Both are based on graphs theory.

The proposed formulation uses the generalized state estimation in two stages. In the first stage are applied the hypothesis testing, the correlation indexes via Lagrange multipliers and the Floyd's Algorithm. The error identification via colinearity test is then applied in the second stage. Tests were performed for the IEEE-14 buses and IEEE-30 buses in order to evaluate the proposed algorithm.

Keywords: Relevant sub-network, State Estimation, Topology Error Identification, Correlation Indexes via Lagrange Multipliers, Colinearity Tests.

1 INTRODUÇÃO

Para uma confiável e segura operação em tempo real do sistema elétrico é necessário uma correta topologia da rede elétrica. Esta topologia é determinada a partir da aquisição e do processamento de informações proveniente do *status* das chaves e disjuntores. Qualquer erro nestas informações pode resultar em erros de topologia da rede, comprometendo assim aplicações baseadas nesta rede.

A modelagem em tempo real é uma ferramenta fundamental na moderna operação de sistemas elétricos de potência, que procura estabelecer uma base de dados confiável que sirva de apoio na tomada de decisões por parte do operador durante a operação em tempo real. Esta modelagem usualmente segue três etapas: configuração da rede, análise de observabilidade, estimação de estados e processamento de erros grosseiros. Na prática, o problema de se obter a parte monitorada da rede, pode ser dividido em dois sub problemas: processamento de informações digitais, como *status* de chaves e disjuntores, e processamento de informações analógicas, como medidas de fluxo nas linhas, injeção de potência, magnitude de tensão e corrente [1].

O configurador de redes é responsável por processar os dados digitais e definir a topologia da rede que será utilizada para estimar o estado do sistema de potência, ou seja, determinar as tensões complexas em cada barra do Sistema Elétrico de Potência. Neste caso, os *status* das chaves e disjuntores não sofrem nenhum tipo de tratamento pelo configurador de redes que simplesmente lê estas informações e monta o modelo barra-ramo da rede elétrica.

A maior parte da literatura especializada aborda a estimação de estados convencional, que se baseia na modelagem barra-ramo da rede elétrica, no qual pressupõe-se que todos os dados processados pelo configurador estão corretos. Assim, muitos trabalhos publicados referentes a este assunto foram destinados à detecção e identificação de erros grosseiros (erros em medidas analógicas) [2],[3],[4],[5]. Entretanto, sabe-se que as informações digitais do *status* de chaves de disjuntores podem estar contaminadas com erros que são referenciados como erros de topologia.

Um eficiente estimador deve, portanto, ser capaz de detectar, identificar e eliminar erros grosseiros e, além disso, detectar, identificar e corrigir erros de topologia indicando a correta modelagem da rede elétrica.

Diferentemente do processamento de erros grosseiros em medidas, há uma carência de métodos eficientes para a identificação de erros de topologia. Alguns esforços prévios na literatura apresentam a utilização dos resíduos normalizados para a detecção e identificação de erros de topologia [6],[7],[8],[9],[10]. Com a representação explícita das chaves e disjuntores no início da década de 90, proposta por Monticelli em [11],[12] e a possibilidade do uso dos multiplicadores de Lagrange na detecção e identificação de erros grosseiros e de topologia [13] renovaram-se os interesses nesta área. A partir disso, novos estudos para a detecção e identificação de erros de topologia têm sido propostos com sucesso, utilizando este tipo de modelagem [1],[14],[15],[16],[17],[18],[19].

A representação dos ramos de impedância nula [11],[12], permite que a rede seja modelada no nível de subestação. Entretanto, modelar a rede toda no nível de subestação torna-se computacional inviável. Neste sentido, a estimação de estados pode ser realizada em dois estágios [1], sendo que no primeiro estágio a rede é modelada no nível barra-ramo e os resultados obtidos são utilizados para identificar as subestações suspeitas de conterem erros de topologia. No segundo estágio, as subestações suspeitas são modeladas no nível de seção de barra, permitindo o processamento de erros relativos ao *status* de chaves e disjuntores, diminuindo consideravelmente a quantidade de variáveis a serem estimadas e reduzindo desta forma o esforço computacional.

Diversos trabalhos foram desenvolvidos e publicados abordando o processamento de erros de topologia na estimação de estados generalizada [1], [14], [15], realizada no segundo estágio do processo de estimação. No entanto, poucos trabalhos foram publicados com relação ao processamento do primeiro estágio, onde as subestações suspeitas devem ser identificadas. Dentre os trabalhos que abordam esse assunto, podemos citar o de Colzani [17], que propõe a determinação de uma sub-rede relevante.

Este trabalho propõe uma nova abordagem para a determinação das subestações suspeitas relacionada ao primeiro estágio da estimação de estados generalizada, bem como, uma nova proposta para a determinação da sub-rede relevante sem a presença de ramos radiais. A metodologia proposta, descrita neste trabalho, pretende somar conhecimentos no processamento do primeiro estágio do processo de estimação, fornecendo subsídios que garantam o sucesso no processo de identificação de erros de topologia, realizado no segundo estágio. Nesta dissertação o problema de estimação de estados utiliza uma abordagem linearizada, e sua resolução é feita realizando a estimação de estados em dois estágios, sendo que o primeiro estágio da estimação é realizado no nível barra-ramo, com suporte do fluxo de carga convencional conforme [20], e no segundo estágio a estimação de estados é realizada no nível de subestação, tendo como suporte o fluxo de potência modificado proposto em [21],[29]. A validação da metodologia proposta utiliza sistemas IEEE de 14 e 30 barras.

1.1 Revisão Bibliográfica

Até meados da década de 90, os métodos para a identificação de erros de topologia apresentados, baseavam-se principalmente nas análises dos resíduos normalizados [14],[22],[26],[27].

Clements e Davis, propõem em [26] uma interpretação geométrica dos resíduos de medição para a detecção e identificação de erros de topologia onde a identificação dos erros é realizada através do teste de colinearidade entre o vetor de resíduos das medidas com as colunas da matriz de sensibilidade dos resíduos. Conforme [25], na presença de uma medida errônea, mostra-se que o vetor de resíduos de medição deve ser colinear com a coluna da matriz de sensibilidade dos resíduos, o que de forma análoga ocorre com os erros de topologia [9].

Ainda em [9], os autores comentam que o método de detecção e identificação de erros grosseiros proposto pode ser estendido para os erros de topologia. Conceitos de criticidade, conjuntos críticos, detectabilidade e não detectabilidade de erros de

topologia estão presentes no trabalho. O uso da interpretação geométrica dos resíduos de medição para a detecção e identificação de erros de topologia, pode ser considerado como uma extensão da detecção e identificação de múltiplos erros grosseiros, como apresentado em [23]. São simulados erros simples de topologia no sistema IEEE 14 barras.

A proposta de Wu e Liu [10] é o uso dos resíduos normalizados para a detecção e identificação dos erros de topologia através do conjunto de medidas. Nesse artigo, assume-se que as informações errôneas em medidas tenham sido detectadas, identificadas e removidas. Além disso, são discutidos aspectos sobre a detectabilidade e não detectabilidade dos erros simples e múltiplos de topologia. São simulados três tipos de erros: desligamento de linha e transformadores, *bus split* e chaveamento de capacitores/reatores, utilizando o sistema IEEE 30 barras.

Em Leão e Simões [8] é proposto um algoritmo que determina um índice de correlação para os elementos $i-j$ (fluxos nos ramos) mal configurados da rede elétrica. Estes índices são baseados na correlação do conjunto das medidas sintomáticas obtidas em [4] e o conjunto das medidas sensíveis a um determinado erro de topologia. O índice de correlação varia de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo de 1 mais forte a correlação entre os sintomas de anomalia e a má configuração do elemento correspondente. Os testes são realizados para os sistemas IEEE 14 e 30 barras, e para o sistema interconectado sul Brasileiro. Os seguintes erros topológicos são testados: erros de exclusão, inclusão e *bus split*.

Abur e outros [6] utilizam um estimador do Mínimo Valor Absoluto (MVA) para a detecção e identificação de erros de topologia na presença de erros grosseiros. A estimação é feita em dois estágios, no primeiro estágio a estimação convencional é utilizada. Depois de calculado os resíduos normalizados, a seleção das subestações suspeitas é efetuada através da contagem do número de vezes que a barra aparece dentro do conjunto suspeito formado pelas barras que contém os resíduos normalizados maior que um limiar pré-estabelecido. As barras que obtiverem maior contagem são selecionadas como suspeitas. No segundo estágio, as barras identificadas como suspeitas são modeladas detalhadamente no nível de subestação, enquanto o

resto da rede continua no nível barra-ramo. A identificação dos erros de medidas é feita a partir dos resíduos normalizados, enquanto os erros topológicos são identificados pela análise dos fluxos de potência normalizados através das chaves e disjuntores no nível de subestação. Os testes são efetuados no sistema IEEE 30 barras, simulando erros de *bus split* e *bus split* com medidas errôneas.

No final da década de 90, após a representação dos ramos de impedância nula [11],[12] e a possibilidade do uso dos multiplicadores de Lagrange [13], é proposto em [14] a utilização dos multiplicadores de Lagrange normalizados (MLN), como ferramenta para a identificação de erros de topologia. Neste caso, as chaves e disjuntores são incluídos como restrições operacionais no problema de estimação de estados e seus respectivos multiplicadores de Lagrange associados às restrições são, então, normalizados e utilizados para a identificação de erros de topologia, do mesmo modo que os resíduos normalizados são empregados para o processamento de medidas errôneas. A contribuição desse trabalho é um algoritmo para a detecção e identificação de erros de topologia baseado nos MLN, esse método pode ser vislumbrado como uma extensão dos resíduos normalizados.

Em [14], os autores propõem que os erros de topologia sejam detectados quando o máximo valor do multiplicador de Lagrange normalizado λ^N em valor absoluto for maior que um certo limiar, no caso λ_l . No segundo estágio, um conjunto de disjuntores suspeitos é selecionado através dos $\lambda^N > \lambda_l$, estes disjuntores selecionados têm seu *status* alterado e em seguida os estados são re-estimados. Este processo se repete até que os MLN sejam menores que um determinado limiar. Nesse trabalho, a observabilidade e detectabilidade em ramos radiais é abordada. Os testes são simulados no caso IEEE 30 barras, simulando erros de inclusão, exclusão e *bus split* e utilizando um modelo reduzido da rede a partir da modelagem somente das partes suspeitas no nível de subestação. Este trabalho marca o início de recentes pesquisas relacionadas à identificação de erros de topologia via multiplicadores de Lagrange normalizados.

Em [24], Vempati e outros apresentam um estimador de topologia

generalizado, que formula e analisa dados analógicos, informações das impedâncias e o *status* das chaves e disjuntores como um único conjunto de informações. Em consequência disto, apenas algumas partes da rede necessitam ser modeladas no nível de subestação. O estimador apresentado possibilita a determinação da conectividade elétrica da rede com grande nível de confiança.

Atualmente, embora alguns trabalhos estejam baseados nos resíduos normalizados, diversos trabalhos foram desenvolvidos utilizando os MLN para a detecção e/ou identificação de erros de topologia. Uma gama destes trabalhos obteve grande sucesso com o foco no processamento de erros topológicos, realizados no segundo estágio da estimação generalizada [1], [14],[15],[16],[17],[18],[19]. No entanto, poucos trabalhos abordam o processamento de primeiro estágio da estimação de estados generalizada, apresentado em [17].

No método proposto em [19] e [25], os MLN associados às restrições operacionais, são utilizados para detectar erros de topologia e seleccionar um conjunto de disjuntores suspeitos de conterem erros de modelagem. Neste trabalho, são seleccionados como suspeitos os disjuntores cujos MLN (λ_{o-i}^N), associados às restrições operacionais, tiverem magnitude superior ao limiar λ_t . Determinado o conjunto suspeito, o teste de hipóteses é aplicado nas combinações formadas pelo *status* dos disjuntores seleccionados como suspeitos, fornecendo como resultado as probabilidades condicionais para cada uma das combinações de *status* destes disjuntores, possibilitando a identificação da correta topologia da rede.

Em sua dissertação de mestrado [7], Vieira propõe a detecção e identificação de erros de topologia a partir de um estimador de estados ortogonal baseado na rotação de Givens, utilizando informações *à priori*. A detecção de erros de topologia consiste em verificar o valor absoluto dos resíduos normalizados r^N associados às informações do *status* das chaves e disjuntores. Nesse trabalho são seleccionados todos os elementos cujos resíduos normalizados forem maiores que um limiar pré-estabelecido, formando assim o conjunto de elementos suspeitos de estarem mal configurados. Na identificação dos erros topológicos, foi utilizado o teste de hipóteses via teorema de

Bayes, proposto inicialmente em [25]. Os *status* dos elementos suspeitos são utilizados como hipótese básica e as demais combinações derivadas da modificação do *status* dos elementos suspeitos formam o conjunto das hipóteses alternativas. O algoritmo proposto utiliza dois sistemas, sendo um de 5 barras e 6 ramos e o outro, o sistema IEEE de 30 barras, sendo simulados erros de inclusão, exclusão e bus split.

Em [17], o autor propõe a utilização de um algoritmo baseado em teoria dos grafos (algoritmo de *Flament*) para obter, a partir do sistema original, uma sub-rede relevante que contenha as subestações suspeitas e que não contenha ramos radiais, evitando assim o problema de criticidade discutido em [14] e proporcionando condições topológicas favoráveis para a detecção e identificação dos erros de topologia. A localização das subestações suspeitas é feita através dos índices de correlação, proposto em [8]. A detecção dos erros de topologia consiste na análise dos MLN referentes às restrições operacionais. E a identificação é efetuada aplicando-se os testes de hipóteses e estatística Bayessiana sobre os elementos suspeitos, conforme em [25].

Lourenço, em sua tese de doutorado [1], apresenta um método para identificação de erros de topologia considerando a estimação em dois estágios, incorporando as informações *a priori* [25]. Um algoritmo para a identificação dos erros é proposto e dividido em três etapas: detecção, que verifica em valor absoluto se o máximo multiplicador de Lagrange normalizado associado as restrições operacionais é maior que um determinado limiar, apontando assim a presença de erros de topologia; a seleção das chaves e disjuntores suspeitos, que é resultante da aplicação da interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange via teste do cosseno, em conjunto com os MLN; e por último, a identificação dos erros de topologia, que é realizada através de testes de hipóteses via teorema de Bayes. A principal vantagem deste método é evitar as re-estimações de estados, atribuindo maior agilidade ao processo de identificação tornando possível sua aplicação em tempo real.

Em [15], Lourenço e outros apresentam um algoritmo para a identificação de erros de topologia capaz de processar redes modeladas no nível de subestação. A metodologia proposta é baseada na aplicação do teste de hipóteses, assumindo-se que

as chaves e disjuntores podem ser distribuídas em dois conjuntos, conjunto suspeito e conjunto verdadeiro, através da análise da magnitude dos MLN. Para aumentar a eficiência do método e garantir que todos os suspeitos façam parte do mesmo conjunto, a interpretação geométrica dos ML via teste do cosseno foi utilizada, para garantir a seleção de todos os elementos errôneos no conjunto suspeito.

A partir do algoritmo definido em [15], uma proposta mais elaborada foi apresentada em [16], utilizando a inclusão de informações *a priori*. Nesse trabalho são apresentados conceitos de análise de criticidade e observabilidade generalizada e uma interpretação geométrica dos MLN via teste do cosseno é aplicada. Esta interpretação garante que todos os disjuntores erroneamente modelados façam parte do conjunto suspeito, onde a matriz de covariância dos multiplicadores de Lagrange normalizados (V) e o vetor de erros aleatórios das medidas podem ser particionados em informações suspeitas, verdadeiras e críticas.

Um algoritmo baseado unicamente na interpretação geométrica dos ML foi proposto em [18] para a identificação dos erros de topologia. Esse algoritmo propõe o uso de testes de colinearidade entre o vetor dos ML e as colunas da matriz de covariância correspondente. O método é conceitualmente simples e de pouco esforço computacional para sua implementação. Nessa proposta, o teste do cosseno é executado em 2 etapas: a primeira etapa, visa garantir que todos os disjuntores erroneamente modelados sejam selecionados como suspeitos; a segunda etapa, remove-se cada informação do conjunto suspeito e calcula-se o valor do cosseno, sendo esta operação repetida até que o conjunto dos suspeitos seja reduzido apenas aos dispositivos com o *status* erroneamente modelados.

1.2 Objetivos do Trabalho

O objetivo do presente trabalho é desenvolver um algoritmo que seja capaz de identificar as subestações suspeitas de uma rede elétrica e determinar a sub-rede relevante, possibilitando dessa forma a identificação de erros de topologia na estimação de estados generalizada.

No desenvolvimento deste trabalho alguns conceitos utilizados foram baseados no trabalho de Colzani [17], que servirá de apoio para esta pesquisa e permitirá a comparação de resultados. A principal contribuição deste trabalho, em relação à proposta apresentada em [17], é a utilização dos MLN para a localização das subestações suspeitas. Para possibilitar a determinação dos multiplicadores de Lagrange, a estimação de estados é tratada como um problema de otimização restrita, que é resolvido utilizando o método de Tableau esparso. Dentre outros conceitos envolvidos estão a redução da rede para uma sub-rede relevante utilizando o algoritmo de *Floyd* de forma alternativa ao algoritmo de *Flament* utilizado em [17], levando em consideração o não aparecimento de ramos radiais. Em seguida, a parte suspeita é modelada no nível de subestação para a representação das chaves e disjuntores e, por fim, para evitar re-estimações dos estados é utilizado o testes de colinearidade.

Conforme proposto em [1],[14],[17] a estimação de estados deste trabalho é feita em dois estágios.

2 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA

2.1 Introdução

A função da Estimação de Estados em Sistemas de Potência (EESP) consiste em um conjunto de aplicativos computacionais capazes de processar telemidas redundantes da rede elétrica tais como: magnitude de tensões nas barras, injeções de potência nas barras, fluxo de potência nas linhas de transmissão e eventualmente magnitude da corrente nas linhas de transmissão, e fornecer uma base de dados confiável que permita tanto o conhecimento das condições de operação por parte do operador como a execução confiável da análise de segurança em tempo real. O estimador de estados processa essas medidas com o objetivo de fornecer estimativas confiáveis para os estados, ou seja, determinar a magnitude de tensão e ângulos em cada barra do Sistema Elétrico de Potência (SEP) [26].

Porém, estas medidas podem estar corrompidas por erros decorrentes da, imprecisão dos medidores, conversão analógica-digital, ruídos de transmissão, etc. Os estimadores de estados devem ser capazes de permitir uma filtragem adequada desses erros [17].

A estimação de estados convencional é realizada a partir da modelagem no nível barra-ramo da rede elétrica, que pressupõe que os dados processados pelo configurador estão corretos, o que nem sempre é verdadeiro. A modelagem barra-ramo utilizada na estimação convencional não permite a representação explícita de equipamentos de chaveamento, ou seja, os componentes de impedância nula como ramos chaveáveis. O configurador de redes é que processa as informações digitais sobre o *status* dos equipamentos de subestações para definir a configuração da rede que será utilizada para a estimação dos estados do sistema. Erros nestas informações comprometem os resultados obtidos com aplicações baseadas nesta topologia, tais como análise de contingências e fluxo de potência em tempo real.

Com a modelagem dos ramos chaveáveis proposta em [11],[12] foi possível à generalização da estimação de estados e sua realização em dois estágios [11],[1].

A seguir, apresenta-se a descrição do modelo de medição, bem como, a generalização da estimação, modelando a rede no nível de seção de barra através da representação dos ramos chaveáveis por ramos de impedância nula e sua realização em dois estágios. A formulação da estimação de estados como um problema de otimização e sua solução obtida via *Tableau* esparsa ou Método da Matriz Aumentada serão apresentados.

2.2 Modelo de Medição

Considere um sistema de potência com N barras, sendo N_m o número de medidas efetuadas. Supondo-se que a topologia e os parâmetros da rede elétrica sejam conhecidos, é possível determinar os fluxos de potência em qualquer linha de transmissão e/ou injeção de potência em qualquer barra, a partir da magnitude de tensão e ângulo em cada barra do sistema. A partir disto pode ser elaborado o seguinte modelo de medição, que relaciona o conjunto de quantidades medidas z_m aos erros de medição:

$$z_m = z_0 + \varepsilon_m \quad (2-1)$$

sendo:

z_m : vetor das quantidades medidas de dimensão $(N_m \times 1)$;

z_0 : vetor dos valores verdadeiros das quantidades medidas de dimensão $(N_m \times 1)$;

ε_m : vetor que modela os erros de medição de dimensão $(N_m \times 1)$;

O vetor z_m é composto por medidas de magnitude de tensão e injeções de potência ativa e reativa nas barras, bem como, fluxos de potência ativa e reativa e eventualmente medidas de corrente. O vetor ε_m está relacionado à imprecisão dos

medidores, erros de comunicação e conversão analógica digital, etc.

Tanto os valores verdadeiros das variáveis de estado quanto os das quantidades medidas, são desconhecidos. Para estimá-los é necessário fazer algumas suposições no modelo de medição. Por exemplo, vetor dos erros de medição, ε_m , apresentam uma distribuição normal com esperança zero $E\{\varepsilon_m\}=0$ e matriz de covariância R_m , impondo que os erros de medição são não-correlacionados. Assim:

$$E\{\varepsilon_m \varepsilon_m^T\} = R_m \quad (2.2)$$

sendo que R_m representa a matriz diagonal de covariância ($N_m \times N_m$) tal que, os valores dos elementos diagonais são as variâncias dos erros de medição dado por $R_{ii} = \sigma_i^2$.

Com estas suposições, o modelo de medição pode ser reescrito em termos das variáveis de estado (magnitude e ângulo das tensões nas barras), sendo que o vetor dos valores verdadeiros das quantidades medidas, z_0 , pode ser expresso em função do vetor de estados.

$$z_0 = h_m(x) \quad (2.3)$$

Tem-se que o novo modelo de medição é dado por:

$$z_m = h_m(x) + \varepsilon_m \quad (2.4)$$

onde:

$h_m(x)$: é o vetor de ordem ($N_m \times 1$) das funções não lineares que relacionam as quantidades medidas aos estados;

x : é o valor real dos estados;

O vetor de estados x tem ordem ($n \times 1$), onde n é dado por $n = 2N - 1$ (como o ângulo da barra de referência é conhecido, apenas este não é incluído no vetor de

estados do sistema). A partir do modelo de medição apresentado em (2.4), definem-se os resíduos de estimação como:

$$r_m = z_m - h_m(x) \quad (2.5)$$

Baseado na formulação dos Mínimos Quadrados Ponderados, uma estimativa para o vetor dos estados, pode ser obtida minimizando-se a soma ponderada dos quadrados dos resíduos de estimação, representado pela função-objetivo:

$$J(\hat{x}) = [(z_m - h_m(\hat{x}))]^T R_m^{-1} [(z_m - h_m(\hat{x}))] \quad (2.6)$$

onde \hat{x} é o vetor de estados estimados ($n \times 1$) e a respectiva matriz de ponderação representada por R_m^{-1} que é a inversa da matriz de covariância dos erros de medição definida na equação (2.2).

Após formular a Estimação de Estados de Sistemas de Potência (EESP) como um problema de mínimos quadrados ponderados e sabendo-se que o vetor $h_m(\hat{x})$ é composto por um conjunto de funções não-lineares, sua solução pode ser obtida iterativamente como uma seqüência de problemas lineares. Expandindo $h_m(\hat{x})$ em série de Taylor e truncando-a nos termos de primeira ordem, obtém-se a expressão a seguir:

$$h_m(\hat{x}) \cong h_m(\hat{x}^k) + H(\hat{x}^k)\Delta x \quad (2.7)$$

substituindo a equação (2.7) em (2.6), a função objetivo do problema linearizado a ser minimizada é expressa por:

$$J(\Delta\hat{x}) = [\Delta z - H(\hat{x}^k)\Delta x]^T R_m^{-1} [\Delta z - H(\hat{x}^k)\Delta x] \quad (2.8)$$

onde Δz é o vetor de resíduos de medição, Δx é o vetor de resíduos dos estados e $H(\hat{x}^k)$ é a matriz Jacobiana das funções não lineares definidos por:

$$\Delta z = z_m - h_m(\hat{x}^k) \quad (2.9)$$

$$\Delta x = (x - \hat{x}^k) \quad (2.10)$$

$$H(\hat{x}^k) = \frac{\partial h_m(\hat{x}^k)}{\partial \hat{x}^k} \quad (2.11)$$

Considerando o método clássico para a resolução da equação (2.8), ou seja, aplicando as condições de otimalidade de 1ª ordem, tem-se:

$$\left. \frac{\partial J}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} = 0 \Rightarrow [\Delta z - H(\hat{x}^k)\Delta x]^T R_m^{-1} [\Delta z - H(\hat{x}^k)\Delta x] = 0 \quad (2.12)$$

A partir da equação (2.12) e após algumas manipulações algébricas, a equação acima é re-escrita como:

$$H(\hat{x}^k)R_m^{-1}H(\hat{x}^k)\Delta x = H^T(\hat{x}^k)R_m^{-1}\Delta z \quad (2.13)$$

a equação (2.13) é conhecida como Equação Normal de Gauss.

Definindo-se G como a matriz ganho ou de informação e, por conveniência, suprimindo o argumento de H , a Equação Normal de Gauss fica resumida a:

$$G\Delta x = H^T R_m^{-1} \Delta z \quad (2.14)$$

onde G é uma matriz (nxn) dada por:

$$G = H^T R_m^{-1} H \quad (2.15)$$

A matriz G , denominada matriz ganho ou de informação, é simétrica em estrutura é definida positiva se, e somente se, o número e a distribuição de medidas do plano de medição sejam tais que assegurem a observabilidade da rede elétrica. Satisfeitas estas condições a equação (2.14) apresentar uma solução única.

2.3 Método da Matriz Aumentada ou Tableau Esparso

Ao definir a escolha de um algoritmo para EESP uma importante consideração deve ser feita quanto à estabilidade numérica do método utilizado. Nesta seção, é apresentado o método denominado Método de *Tableau* Esparso ou Método da Matriz Aumentada, que é adotado na metodologia proposta neste trabalho de dissertação. Essa é uma técnica não ortogonal que é considerada um intermediário entre o método clássico via Equação Normal de Gauss e as técnicas ortogonais. Sua robustez tem-se mostrado eficiente a partir de testes realizados com vários problemas esparsos de estruturas diferentes, sendo amplamente satisfatório quando comparado, a outros métodos de solução de sistemas esparsos redundantes, além de apresentar relativa simplicidade de concepção e implementação, [26].

Uma forma de obter-se a equação básica do método de *Tableau* Esparso consiste em definir o vetor dos resíduos de medição como

$$r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \quad (2.16)$$

A estimação de estados pode ser formulada como um problema de otimização restrito [1]:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar} \quad & r_m^T R_m^{-1} r_m \\ \text{sujeito a :} \quad & z_m - h_m(\hat{x}) - r_m = 0 \end{aligned} \quad (2.17)$$

A solução do problema representado pela equação (2.17) é obtida formando-se a

função Lagrangeana:

$$\mathcal{L}(\hat{x}, r_m, \lambda_m) = r_m^{-1} R_m^{-1} r_m + \lambda_m^T (z_m - h_m(\hat{x}) - r_m) \quad (2.18)$$

onde λ_m é o vetor dos multiplicadores de Lagrange que correspondente à equação de restrição de igualdade, que neste caso é a equação que relaciona os resíduos às quantidades medidas dos estados.

Aplicando as condições de otimalidade de 1ª ordem, têm-se o seguinte conjunto de equações não lineares.

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{x}, r_m, \lambda_m)}{\partial r} = R_m^{-1} r_m - \lambda_m = 0 \quad (2.19)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{x}, r_m, \lambda_m)}{\partial \lambda_m} = z_m - h_m(\hat{x}) - r_m = 0 \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{x}, r_m, \lambda_m)}{\partial x} = -H_m^T(\hat{x}) \lambda_m = 0 \quad (2.21)$$

De (2.19), tem-se:

$$r_m = R_m \lambda_m \quad (2.22)$$

Substituindo a equação (2.22) em (2.20), obtêm-se:

$$R_m \lambda_m + h_m(\hat{x}) = z_m \quad (2.23)$$

A solução do problema de estimação representado pela equação (2.17) é então obtida através do método de Newton. O que requer a solução do sistema linear

$$R_m \lambda_m + H_m(\hat{x}) \Delta x = z_m - h_m(\hat{x}) \quad (2.24)$$

$$H_m^T(\hat{x})\lambda_m = 0 \quad (2.25)$$

ou, na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} R_m & H_m(\hat{x}) \\ H_m^T(\hat{x}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_m \\ \Delta x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_m - h_m(\hat{x}) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

A equação (2.26) pode ser resolvida diretamente, explorando-se integralmente a esparsidade da matriz Jacobiana. O sistema linear em sua forma matricial tem dimensão $N_m + n$, sendo a matriz dos coeficientes é simétrica e indefinida, o que exige que se tome alguns cuidados na sua fatoração [1]. Porém, este método evita o cálculo explícito de matrizes do tipo $H^T H$, o que melhora sensivelmente o condicionamento numérico.

2.4 Estimação de Estados Generalizada

Para aumentar a confiabilidade da identificação de erros de topologia, é necessário que as partes suspeitas sejam modeladas no nível de subestação. Portanto, a representação dos ramos chaveáveis torna-se imprescindível. A estimação convencional não possui este nível de detalhamento, sendo esta baseada em uma modelagem macro da rede elétrica denominada barra-ramo. Neste caso, pressupõe-se que os dados digitais referentes ao *status* de chaves e disjuntores processados pelo configurador estão corretos, o que nem sempre é verdadeiro. Erros em tais *status* podem levar a geração de um modelo incorreto da rede, comprometendo assim a estimação de estados [27].

Este nível de representação detalhada da rede elétrica no problema de estimação foi alcançado com a representação dos ramos de impedância nula proposta por Monticelli e Garcia [11],[12], o que inspirou a estimação de estados generalizada. Com a generalização da estimação de estados convencional, foi possível a modelagem no nível de subestação, onde as chaves e disjuntores são explicitamente representados.

Entretanto, esta modelagem implica em um acréscimo substancial no número de variáveis de estados a serem estimadas, uma vez que, os fluxos através dos ramos chaveáveis deveram ser incluídos como novas variáveis de estado. Em contrapartida, a modelagem no nível de subestação permite a inclusão de novas informações provenientes da representação desses dispositivos, tais como, medidas de fluxo em chaves e disjuntores, injeção de potência nula em seções de barra e diferença angular e de potencial nulas em disjuntores fechados.

Para contornar o excessivo aumento na dimensão do problema da estimação de estados generalizada, propõe-se que o processo de estimação seja realizado em dois estágios [1], [14], [6]. No primeiro estágio a estimação de estados é realizada considerando o modelo barra-ramo da rede, cujos resultados são utilizados para definir a região suspeita de conter erros de modelagem. Na seqüência, prossegue-se com o segundo estágio da estimação, onde apenas as subestações suspeitas são modeladas no nível de seção de barras, reduzindo-se assim consideravelmente o esforço computacional. Os conceitos envolvidos na estimação de estados generalizada e sua realização em dois estágios serão detalhados nas seções subseqüentes.

2.4.1 Ramos de Impedância Nula

Ao contrário dos demais ramos da rede, a impedância das chaves e disjuntores é zero quando fechados, ou infinita, quando abertos. Uma das alternativas para se representar esta situação no modelo de estimação de estados, consiste em, representar estes ramos por uma impedância suficientemente pequena quando fechados ou suficientemente grande quando abertos sem afetar a precisão dos resultados. Entretanto, este tipo de modelagem pode acarretar problemas numéricos, produzindo um mau condicionamento da matriz Jacobiana durante o processo iterativo, prejudicando assim a convergência do algoritmo utilizado na estimação de estados [11].

Uma forma de evitar estes problemas consiste em adotar uma modelagem mais flexível que permita uma exata e confiável representação destes ramos chaveáveis conforme proposto em [11],[12]. Esta proposta evita o aparecimento da

impedância destes dispositivos no modelo matemático da rede, contornando os problemas discutidos anteriormente. Entretanto esta modelagem requer algumas modificações na formulação convencional da estimação de estados.

Primeiramente, considerar o fluxo de potência ativa e reativa nos ramos chaveáveis como variáveis de estado. Assim, supondo a modelagem de um ramo chaveável entre os nós i e j , os fluxos de potência ativa t_{ij} e reativa u_{ij} através destes devem ser incluídos no vetor de variáveis de estado. Deste modo, o vetor de estados x inicialmente composto somente pelas magnitudes de tensão e os ângulos nas barras, passa a ser composto também pelos fluxos nos ramos chaveáveis.

As informações provenientes do *status* das chaves e disjuntores, podem ser representadas no modelo matemático do estimador tanto na forma de pseudo-medidas quanto na forma de restrições de igualdade. Portanto, um ramo chaveável que tenha seu *status* reportado como fechado, tem diferença angular $\theta_i - \theta_j$ e queda de tensão $V_i - V_j$ entre seus terminais nula. Por outro lado, caso seu *status* seja reportado como aberto, os fluxos de potência ativa e reativa através deste serão iguais a zero.

A inclusão dos fluxos nos ramos chaveáveis como novas variáveis de estados, implica que as eventuais medidas de fluxo de potência nestes ramos são expressas somente em termos das novas variáveis de estados e não em função das variáveis de estados convencionais. Deste modo, um ramo chaveável, conectado entre os nós i e j , que tenha seus fluxos ativo e reativo monitorados, estas medidas são expressadas por [11]:

$$z_{t_{ij}} = t_{ij} + \varepsilon_{t_{ij}} \quad (2.27)$$

$$z_{u_{ij}} = u_{ij} + \varepsilon_{u_{ij}} \quad (2.28)$$

onde t_{ij} e u_{ij} são respectivamente os fluxos de potência ativa e reativa através do disjuntor entre os nós $i - j$.

Portanto, as medidas de injeção, referentes aos nós i e j , podem ser obtidas

pelo somatório dos fluxos nos ramos adjacentes. Diferentemente dos ramos convencionais, os fluxos nos ramos chaveáveis entre i e j são expressos em termos de suas variáveis de estados, t_{ij} e u_{ij} . Para os demais ramos da rede, os fluxos são calculados da maneira usual, em função das variáveis de estados nodais. Então, as medidas de injeções de potência ativa e reativa em um nó i adjacente a ramos convencionais e chaveáveis são expressas como [11]:

$$z_{pi} = \sum_{k \in \Omega_i} t_{ik}(\theta_i, \theta_k, V_i, V_k) + \sum_{l \in \Gamma_i} t_{il} + \eta_{pi} \quad (2.29)$$

$$z_{qi} = \sum_{k \in \Omega_i} u_{ik}(\theta_i, \theta_k, V_i, V_k) + \sum_{l \in \Gamma_i} u_{il} + \eta_{qi} \quad (2.30)$$

onde:

t_{ik} : fluxo de potência ativa no ramo $i - k$;

u_{ik} : fluxo de potência reativa no ramo $i - k$;

Ω_i : representa o conjunto de ramos convencionais incidentes à barra i ;

Γ_i : representa o conjunto de ramos chaveáveis;

η_{pi} : erro aleatório das medidas de potência ativa;

η_{qi} : erro aleatório das medidas de potência reativa.

2.4.2 Estimação de Estados em dois Estágios

No início da década de 90, a modelagem dos ramos de impedância nula conforme Monticelli e Garcia [11],[12] inspirou a estimação de estados generalizada e sua realização em dois estágios, conforme sugerido por [28] e aplicado por [1],[14],[6].

Modelar toda a rede no nível de subestação acaba inserindo um outro tipo de problema, que é o aumento no número de variáveis a serem estimadas, tornando o custo computacionalmente elevado e desnecessário. Para evitar esse problema, torna-se necessário à utilização de algum método que seja capaz de identificar as

subestações suspeitas de conterem erro de modelagem. Assim, apenas algumas subestações da rede necessitam ser modeladas no nível de subestações.

Neste sentido, a estimação de estados pode ser realizada em dois estágios [1]. No primeiro estágio a rede é modelada no nível barra-ramo e os resultados obtidos são utilizados para identificar as subestações suspeitas de conterem erros de topologia. No segundo estágio, as subestações suspeitas são modeladas no nível de seção de barras, permitindo o processamento de erros relativos ao *status* de chaves e disjuntores [1].

Com a modelagem dos ramos de impedância nula, muitos trabalhos referenciados na literatura concentram-se no segundo estágio da estimação de estados generalizada, que consiste no processamento dos erros de topologia. Entretanto, alguns trabalhos foram publicados com relação ao processamento do primeiro estágio, onde a necessidade de determinar a região de impacto dos erros de topologia composta das subestações suspeitas. Em [11], uma proposta para a localização das subestações suspeitas no primeiro estágio é realizada através dos índices de correlação [8]. O autor propõe a determinação de uma sub-rede reduzida contendo as subestações suspeitas a partir do sistema original, denominada *ma sub-rede relevante*.

Na modelagem da sub-rede relevante a representação explícita de chaves e disjuntores abertos pode resultar no ilhamento de algumas barras ou partes da rede reduzida. Estes ilhamentos podem ser causados por consequência da informação errônea no *status* dos ramos chaveáveis, como por exemplo, disjuntores que se encontram fechados, mas são erroneamente modelados como abertos. A estimação de estados generalizada deve ser capaz de lidar com estas situações, identificando cada barra e/ou ilha isolada e em seguida definindo uma referência angular para cada uma destas, possibilitando assim a realização da estimação de estados [1], ou utilizando as informações *à priori* definido em [1].

2.5 Estimação de Estados Generalizada como um Problema de Otimização Restrito

Na estimação de estados generalizada, os ramos de impedância nula podem ser tratados como pseudo-medidas, atribuindo a estas, fatores de ponderação elevado para se modelar a natureza determinística destas quantidades. Da mesma forma, as barras de injeção de potência nula podem ser modeladas como pseudo-medidas. Uma alternativa apresentada em [11] e aplicada em [14], é formular a estimação de estados generalizada como um problema de otimização restrito. Neste caso, as informações provenientes da representação de ramos de impedância nula, conhecimento de barras de injeção nula e das equações de medidas analógicas são incluídas no problema de minimização da soma ponderada dos quadrados dos resíduos sob a forma de restrições de igualdade, conforme discutidos nas próximas secções.

2.5.1 Restrições Operacionais e Estruturais

De acordo com a proposta apresentada em [14], os ramos chaveáveis podem ter as informações decorrentes de seu status adicionadas ao problema de estimação de estados como novas restrições de igualdade, sendo estas denominadas restrições operacionais. Assim, ao se representar um ramo chaveável fechado conectado entre os nós i e j , faz-se necessário a inclusão das seguintes restrições:

$$\theta_i - \theta_j = 0 \quad (2.31)$$

$$V_i - V_j = 0 \quad (2.32)$$

Do mesmo modo, se o ramo chaveável encontra-se aberto, as seguintes restrições operacionais devem ser inclusas:

$$t_{ij} = 0 \quad (2.33)$$

$$u_{ij} = 0 \quad (2.34)$$

As restrições operacionais são referenciadas genericamente na formulação da estimação de estados restrita como:

$$h_o(x) = 0 \quad (2.35)$$

Além das restrições operacionais, outras restrições podem surgir a partir da configuração física da rede, denominadas *restrições estruturais*, que contemplam as barras e/ou nós de transferência cujas injeções de potência ativa e reativa são nulas. A incidência destes nós torna-se mais freqüente quando a rede elétrica é modelada no nível de subestação. Desta maneira, as restrições relacionadas a uma barra e/ou nó de transferência i modeladas no estimador são dadas por:

$$p_i = 0 \quad (2.36)$$

$$q_i = 0 \quad (2.37)$$

onde p_i e q_i representam as injeções de potência ativa e reativa na barra i , respectivamente.

Além disso, é necessário a definição de uma referência angular para cada ilha ou barra isolada do sistema, obedecendo a restrição do tipo $\theta_r = 0$. Estas restrições são incluídas no problema de estimação e igualmente referenciadas como restrições estruturais. Genericamente as restrições estruturais podem ser referenciadas como:

$$h_s(x) = 0 \quad (2.38)$$

2.5.2 Restrições em Medidas

Além das restrições operacionais e estruturais, deve-se incluir ao conjunto de restrições, as telemedidas analógicas provenientes do sistema de aquisição de dados. Estas medidas seguem o modelo da equação (2.4) e podem ser representadas por:

$$r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \quad (2.39)$$

2.5.3 Formulação da Estimação de Estados Generalizada

Considerando a inclusão das restrições operacionais, estruturais e das medidas, o problema que minimiza a soma ponderada dos quadrados dos resíduos torna-se um problema de otimização restrita do tipo:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar} \quad & \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m & (2.40) \\ \text{sujeito a :} \quad & r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \\ & h_o(\hat{x}) = 0 \\ & h_s(\hat{x}) = 0 \end{aligned}$$

sendo :

r_m : vetor de resíduos das quantidades medidas dimensão $(N_m \times 1)$;

R_m : matriz de covariância dos erros de medição, suposta diagonal e de dimensão $(N_m \times N_m)$;

\hat{x} : vetor $(n \times 1)$ de estimativas dos estados.

2.5.4 Solução da Estimação de Estados Generalizada pelo Método de Tableau Esparso

A função Lagrangeana para a resolução da estimação de estados representados na equação (2-40) é dada por:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m + \lambda_m^T (z_m + h_m(\hat{x}) - r_m) + \lambda_s^T (-h_s(\hat{x})) + \lambda_o^T (-h_o(\hat{x})) \quad (2.41)$$

Aplicando as condições de otimalidade de 1ª ordem, também conhecidas por condições de Karush-Kuhn-Tucker, tem-se:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial r} = R_m^{-1} r - \lambda_m = 0 \quad (2.42)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x} = -H_m^T(\hat{x})\lambda_m - H_s^T(\hat{x})\lambda_s - H_o^T(\hat{x})\lambda_o = 0 \quad (2.43)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_m} = z_m + h_m(\hat{x}) - r_m = 0 \quad (2.44)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_s} = -h_s(\hat{x}) = 0 \quad (2.45)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_o} = -h_o(\hat{x}) = 0 \quad (2.46)$$

sendo:

$$H_m(\hat{x}) = \frac{\partial h_m(\hat{x})}{\partial \hat{x}} \quad (2.47)$$

$$H_s(\hat{x}) = \frac{\partial h_s(\hat{x})}{\partial \hat{x}} \quad (2.48)$$

$$H_o(\hat{x}) = \frac{\partial h_o(\hat{x})}{\partial \hat{x}} \quad (2.49)$$

com dimensões $H_m(N_m \times n)$, $H_s(N_s \times n)$, $H_o(N_o \times n)$, respectivamente, sendo N_m , N_s e

N_o os números de medidas, restrições estruturais e operacionais respectivamente.

A partir da equação (2.42), podemos expressar r em termos de λ_m como:

$$r_m = R_m \lambda_m \quad (2.50)$$

Linearizando as equações de (2.43) até (2.46) e substituindo devidamente a variável r_m , pode-se representar as equações de otimalidade da seguinte maneira:

$$z_m - h_m(\hat{x}^k) - H_m(\hat{x}^k)\Delta\hat{x} - R_m\lambda_m = 0 \quad (2.51)$$

$$h_s(\hat{x}^k) + H_s(\hat{x}^k)\Delta\hat{x} = 0 \quad (2.52)$$

$$h_o(\hat{x}^k) + H_o(\hat{x}^k)\Delta\hat{x} = 0 \quad (2.53)$$

$$H_m^T(\hat{x}^k)\lambda_m - H_s^T(\hat{x}^k)\lambda_s - H_o^T(\hat{x}^k)\lambda_o = 0 \quad (2.54)$$

Expressando na forma matricial o conjunto de equações lineares acima representados, obtém-se:

$$\begin{bmatrix} 0 & H^T \\ H & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\hat{x} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ r^{(k)} \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

onde:

$$H \Delta \equiv \begin{bmatrix} H_m(\hat{x}^k) \\ H_s(\hat{x}^k) \\ H_o(\hat{x}^k) \end{bmatrix}; \quad (2.56)$$

$$R = \begin{bmatrix} R_m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.57)$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_m \\ \lambda_s \\ \lambda_o \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

$$r^{(k)} = \begin{bmatrix} z_m - h_m(x^k) \\ -h_s(x^k) \\ -h_o(x^k) \end{bmatrix} \quad (2.59)$$

e λ é um vetor que contém os multiplicadores de Lagrange associados às medidas (λ_m), restrições estruturais (λ_s) e restrições operacionais (λ_o). Os valores de λ representam a sensibilidade da função objetivo do problema de otimização restrito com relação às variações nas restrições.

Finalmente, depois de aplicadas as condições de otimalidade de primeira ordem na equação (2.41), e em seguida linearizando as equações de (2.43) até (2.46), obtém-se o problema da estimação de estados restrita em (2.55), podendo este ser resolvido utilizando-se o algoritmo de *Tableau* esparsa de Hatchel, onde as variáveis de estados são atualizadas como

$$\hat{x}^{(k+1)} = \hat{x}^{(k)} + \Delta\hat{x} \quad (2.60)$$

o processo iterativo segue até que a correção do vetor de estados $\Delta\hat{x}$ torne-se menor que uma certa tolerância desejada ε , ou seja $\|\Delta\hat{x}\| < \varepsilon$.

2.6 Multiplicador de Lagrange Normalizado

Os multiplicadores de Lagrange normalizados fornecem uma ferramenta para a detecção e identificação de erros em equações de restrições, da mesma forma que os resíduos normalizados são utilizados na detecção e identificação de erros grosseiros em medidas [14],[5]. O multiplicador de Lagrange normalizado λ_i^N é definido em [14] como:

$$\lambda_i^N = \frac{\lambda_i}{\sqrt{V_{ii}}} \quad (2.61)$$

onde V é definido como a matriz de covariância do vetor λ .

Os multiplicadores de Lagrange representam, a sensibilidade da função objetivo $J(X)$, em relação à variação nas equações de restrições. Porém, é possível demonstrar que na ausência de erros grosseiros em medidas, e considerando que as restrições modelam corretamente a rede, os multiplicadores de Lagrange λ são variáveis aleatórias com média zero cuja a matriz de covariância é a matriz V . Portanto o multiplicador de Lagrange normalizado λ^N é uma variável aleatória de média zero e covariância unitária. Além disso, verifica-se que os multiplicadores de Lagrange normalizados associados às medidas são equivalentes aos resíduos normalizados [7].

A matriz de covariância V pode ser obtida pela inversa da matriz dos coeficientes do sistema representado na equação (2.55), ou seja:

$$\begin{pmatrix} -\Sigma & C^T \\ C & V \end{pmatrix} \triangleq \begin{pmatrix} 0 & H^T \\ H & R \end{pmatrix}^{-1} \quad (2.62)$$

onde:

$$H = \begin{pmatrix} H_m \\ H_s \\ H_0 \end{pmatrix}; \quad R = \begin{pmatrix} R_m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.63)$$

e Σ , C e V são partições da inversa do lado direito da equação (2.62).

2.7 Considerações Finais

A representação explícita das chaves e disjuntores elimina o risco de mau condicionamento numérico causado por valores hora extremamente baixos, hora extremamente altos, para representar chaves e disjuntores, abertos ou fechados na estimação de estados. Entretanto, por consequência desta modelagem, um aumento no número de variáveis de estado pode ser verificado, o que pode levar a estimação de estados ser inviável computacionalmente. Este problema pode ser contornado a posteriori, com a realização da estimação de estados em dois estágios. Com a possibilidade de formular a estimação de estados como um problema de otimização restrito, viabilizou-se a utilização dos multiplicadores de Lagrange para a detecção, bem como, a identificação de erros grosseiros, o que mais tarde foi estendido para a detecção e identificação dos erros de topologia durante a estimação de estados generalizada.

3 CONDIÇÕES TOPOLÓGICAS PARA PROCESSAMENTO DE ERROS NA ESTIMAÇÃO DE ESTADOS

3.1 Introdução

Os erros de topologia são provenientes da má configuração de um ou mais elementos da rede. A má configuração destes elementos decorre do recebimento de informações errôneas proveniente das informações referentes aos *status* das chaves e disjuntores ou em casos onde o *status* não é diretamente monitorado, sendo a atualização feita manualmente pelo operador. Erros nessas informações ou na atualização manual do *status* das chaves e disjuntores, leva a um modelo incorreto da rede elétrica prejudicando a estimação de estados e outros aplicativos baseados nessa topologia.

Para uma melhor detecção e identificação dos erros de topologia, o sistema deve apresentar condições topológicas favoráveis como: ausência de ramos radiais e

observabilidade do sistema. Além disso, a redundância do plano de medição e a localização das medidas são essenciais para o sucesso do processamento de erros pelo estimador. Neste Capítulo, são discutidas e apresentadas algumas definições relativas à questão de observabilidade e criticidade do sistema que serviram de subsídio para a metodologia de determinação da sub-rede relevante e para a estimação de estados propostas nesse trabalho.

3.2 Definições

Observabilidade: é um subproblema da estimação de estados, que consiste em verificar se um determinado conjunto de medidas e sua localização são suficientes para determinar o estado do sistema, ou seja, tensão e ângulo em todas as barras. Um sistema é dito observável quando é possível estimar a tensão complexa em todas as barras do sistema, a partir do processamento das telemedidas contidas num determinado plano de medição.

Medida ou Restrição Crítica: Considerando um sistema de potência observável, uma medida e/ou restrição é dita crítica quando, ao ser retirada do plano de medição, torna o sistema não observável.

Conjunto Crítico: Um conjunto crítico é qualquer subconjunto de medidas e/ou restrições em que a remoção de qualquer um dos elementos deste conjunto torna os demais elementos críticos.

Problemas relacionados a Criticidade [1]:

- O resíduo normalizado ou multiplicador de Lagrange normalizado associado a uma medida ou restrição crítica é nulo, impossibilitando a detecção e identificação de erros nessas informações;
- Os resíduos normalizados ou multiplicadores de Lagrange normalizados associados às medidas ou restrições pertencentes a um determinado conjunto crítico terão o mesmo valor absoluto. Erros nessas informações podem ser detectados, porém não podem ser identificados.

Erros de Topologia

Os erros de topologia podem ser simples quando envolvem a má configuração de apenas um elemento da rede, ou múltiplos, quando envolvem mais do que um elemento da rede.

Erro de Exclusão: Quando um elemento da rede elétrica que está em operação é erroneamente excluído do modelo de topologia da rede.

Erro de Inclusão: Quando um elemento da rede elétrica que está fora de operação é representado indevidamente no modelo de topologia da rede .

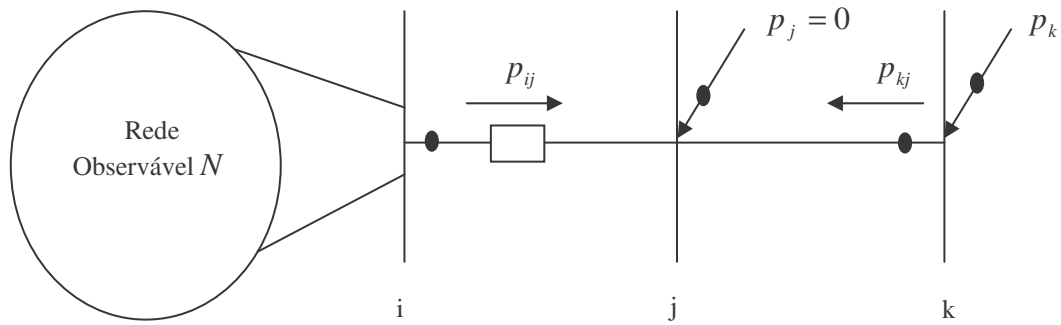
Erro *Bus Split*: Ocorre quando existe um seccionamento de barra e este é ignorado no modelo da rede.

Os erros definidos acima foram utilizados para validar a metodologia proposta neste trabalho e os resultados estão apresentados no Capítulo 6.

3.2.1 Presença de Ramos Radiais

Atualmente diversos trabalhos baseados na estimação de estados generalizada propõem o uso de um modelo reduzido da rede para a identificação de erros de topologia [1], [14], [17]. Neste modelo apenas algumas subestações selecionadas como suspeitas são representadas no nível de subestação e o restante da rede é representado por um equivalente. Em [17] é proposto uma sub-rede relevante, esta rede tem entre outras propriedades a ausência de ramos radiais, pois a ocorrência destes pode afetar a observabilidade e a criticidade das medidas operacionais, causando dificuldade na identificação de erros topologia.

O ramo radial conectado a uma rede observável, conforme mostrado na Figura 1, é usado em [14] para ilustrar o problema de detectabilidade associado à nova formulação proposta em [11],[12], como discutido na seqüência.



p_{ij} : Fluxo de potência da barra i para o nó j

p_{kj} : Fluxo de potência da barra k para o nó j

p_j : Injeção de potência no nó j

p_k : Injeção de potência na barra k

Figura 1: Ramo radial conectado a uma rede observável.

Quando o disjuntor $i-j$ estiver aberto, as barras j e k e o ramo $j-k$, tornam-se uma ilha isolada da rede observável N , uma vez que a referência da rede N não pode ser transferida da barra i para a barra j . Esse isolamento pode ocorrer em virtude de um erro no status do disjuntor $i-j$. Assim, o tratamento isolado destes dois subsistemas impede o processamento do erro de topologia e compromete a eficiência dos métodos de identificação apresentados na literatura [1]. Esta situação pode ser contornada atribuindo uma referência angular para cada ilha e/ou barra isolada do sistema, possibilitando a aplicação da estimação de estados para todo o sistema [1]. Uma alternativa é a aplicação de algoritmos baseados na teoria de grafos para determinar as ilhas e/ou barras isolados do sistema. O algoritmo mais comumente utilizado para esse fim é o algoritmo de Kruskal e será definido na seção seguinte. Entretanto uma alternativa bastante eficiente, aplicada em [1],[15],[7], é o uso de informações *a priori*, que será definido na Seção 3.4. Além disso, a informação correspondente ao fluxo de potência p_{ij} no ramo $i-j$ está contida em diversos dados disponíveis no estimador como: (a) restrição operacional de fluxo nulo no disjuntor, ou seja, $p_{ij} = 0$, que traduz o fato do disjuntor estar aberto; (b) na restrição estrutural

relativa a barra de injeção nula $p_j = 0$ e (c) no fluxo de potência medido no ramo $i - j$. Com isso, a restrição operacional $p_{ij} = 0$ não é crítica, pois a perda desta informação não causa a perda da observabilidade do sistema. Portanto, se o estimador de estados for capaz de manusear diversas ilhas observáveis, o *status* aberto do disjuntor no ramo $i - j$ será detectável.

Por outro lado, caso o disjuntor representado na Figura 1 esteja fechado, a referência angular na rede observável N é transferida da barra i para as barras j e k através da restrição operacional $\theta_i = \theta_j$, tornando o sistema uma única ilha observável. Diferentemente do caso anterior, a restrição operacional de disjuntor fechado, $\theta_i = \theta_j$, é crítica, pois a perda dessa informação causa a não observabilidade do sistema. Isto porque a restrição estrutural $p_j = 0$ não contém nenhuma informação referente ao ângulo θ_i . O que significa que o *status* fechado do disjuntor no ramo $i - j$ não pode ser detectado. Prevendo a situação acima, a sub-rede relevante determinada em [17] tem como característica principal a ausência de ramos radiais. Isto é realizado através da utilização do algoritmo de *Flament*, baseado na teoria dos grafos, para determinar a sub-rede relevante. Este trabalho apresenta uma alternativa ao algoritmo de *Flament* para a eliminação de ramos radiais da sub-rede relevante apresentada na Seção 4.2 do Capítulo 4, denominado algoritmo de *Floyd*.

Como um dos aplicativos desta dissertação envolve o fluxo de carga, o algoritmo de Kruskal foi utilizado para determinar as ilhas e/ou barras isoladas durante este processo, e na parte da estimação de estados foi utilizado as informações *a priori* contornando o problema de ilhas ou barras isoladas no nível de subestação. Será descrito nas seções seguintes o algoritmo de Kruskal, bem como as informações *a priori*.

3.3 Algoritmo de Kruskal

Um dos aplicativos desta dissertação, como comentado anteriormente, é o cálculo do fluxo de carga, que é responsável por gerar um conjunto de medidas reais

para cada sistema teste utilizado na estimação de estados.

Durante o primeiro estágio da estimação de estados a rede é modelada no nível barra-ramo, resultante do processamento do *status* das chaves e disjuntores pelo configurador de redes. Qualquer erro em um destes *status* processados pelo configurador pode levar a um modelo incorreto da rede elétrica, que por sua vez, pode levar ao surgimento de ilhas e/ou barras isoladas, dificultando o processo de estimação de estados ainda no primeiro estágio. Este problema é contornado pelo uso do algoritmo de Kruskal, que atribui uma referência angular para cada ilha e/ou barra isolada do sistema, fazendo com que a estimação de estados prossiga para o segundo estágio.

O algoritmo de Kruskal é um algoritmo baseado na teoria dos grafos que busca uma árvore geradora mínima para um grafo conexo com pesos. Isto significa que ele encontra um subconjunto das arestas que forma uma árvore que inclui todos os vértices, onde o peso total, dado pela soma dos pesos das arestas da árvore, é minimizado. Se o grafo não for conexo, então ele encontra uma floresta geradora mínima (uma árvore geradora mínima para cada componente conexo do grafo). A seguir o algoritmo utilizado para esta aplicação.

1. Criar uma lista L com as arestas ordenadas em ordem crescente de pesos.
2. Criar $|V|$ subárvores contendo cada uma um nó isolado.
3. $F \leftarrow \emptyset$
4. *contador* $\leftarrow 0$
5. **Enquanto** *contador* $< |V| - 1$ e $L \neq \emptyset$ faça
 - 5.1. Seja (u,v) o próximo arco de L .
 - 5.2. $L \leftarrow L - \{(u,v)\}$
 - 5.3. **Se** u e v não estão na mesma subárvores então
 - 5.3.1. $F \leftarrow F \cup \{(u,v)\}$
 - 5.3.2. Unir as subárvores que contêm u e v .
 - 5.3.3. *contador* \leftarrow *contador* + 1
 - 5.4. **fim** (se)

6. fim (enquanto)

Aplicando a teoria dos grafos ao SEP, cada nó ou barra do sistema será um vértice e cada linha ou ramo de impedância nula será uma aresta. Uma observação deve ser feita: como o interesse é saber se há conectividade nas barras do sistema, ou seja, determinar as ilhas (florestas geradoras) e/ou barras isoladas (árvores) no sistema, não é necessário atribuição de pesos a cada aresta, simplesmente dizer quais barras estão conectadas entre si.

3.4 Informações a *Priori*

As informações a *priori* são as informações previamente disponíveis sobre os ângulos e módulos das tensões em todas as barras e seções de barras do sistema e sobre os fluxos de potência ativa e reativa através dos disjuntores representados no modelo da rede. Estas informações prévias sobre as variáveis de estados podem ser facilmente inseridas na formulação do problema de estimação de estados restrita. Levando em consideração as informações a *priori*, o problema de estimação de estados incluindo a representação das chaves e disjuntores, torna-se:

$$\begin{aligned}
 \text{Minimizar} \quad & \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} + \frac{1}{2} (\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) & (3.1) \\
 \text{sujeito a :} \quad & r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \\
 & h_o(\hat{x}) = 0 \\
 & h_s(\hat{x}) = 0
 \end{aligned}$$

sendo:

P : matriz de covariância dos erros dos estados a *priori* de dimensão (nxn) ;
 \bar{x} : vetor de estimativas a *priori* para os estados de dimensão $(nx1)$.

Aplicando as condições de otimalidade, conhecidas por condições de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), à função Lagrangeana do problema (3.1) obtém-se o conjunto de equações abaixo escrito na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & H_m(\hat{x}^k) & H_s(\hat{x}^k) & H_o(\hat{x}^k) \\ H_m(\hat{x}^k) & R_m & 0 & 0 \\ H_s(\hat{x}^k) & 0 & 0 & 0 \\ H_o(\hat{x}^k) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\hat{x} \\ \lambda_m \\ \lambda_s \\ \lambda_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P^{-1}(\hat{x} - \bar{x}^k) \\ z_m - h_m(\hat{x}^k) \\ -h_s(\hat{x}^k) \\ -h_o(\hat{x}^k) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

A inclusão de informações *a priori* melhora o condicionamento do método do *Tableau* Esparsa, pois tem a propriedade de proporcionar uma maior dominância da diagonal principal [15].

3.5 Processamento de Erros de Topologia na Estimação de Estados

A identificação de erros de topologia via testes de colinearidade [18], é realizada a partir da aplicação da estimação de estados generalizada, no segundo estágio da estimação, e supõe a determinação prévia da sub-rede relevante a partir dos resultados do primeiro estágio da estimação de estados. Cabe ressaltar que no processo de identificação de erros, apenas as barras da sub-rede que são suspeitas de conterem erros de modelagem são modelados no nível de subestação.

O processo de identificação proposto em [18], baseado unicamente nos testes de colinearidade, foi aplicado neste trabalho para validar a proposta de determinação da sub-rede relevante apresentada no Capítulo 4 e, e por isto, será detalhado nas próximas seções.

3.5.1 Detecção e Identificação de erros de Topologia

A abordagem proposta em [18] utiliza a formulação da estimação de estados como um problema de otimização restrito que inclui as informações referentes às medidas, restrições estruturais e status dos disjuntores (restrições operacionais) como

restrições de igualdade, conforme apresentado na Seção 2.5.3 do Capítulo 2. Assim, os multiplicadores de Lagrange normalizados associados a restrições operacionais são utilizados para detectar a presença de erros de topologia e para selecionar os ramos chaveáveis suspeitos de conterem erros de modelagem. A detecção de erros de topologia ocorre quando o máximo multiplicador de Lagrange normalizado associado às restrições operacionais é superior a um determinado limiar pré-estabelecido. Conclui-se então, que há presença de erro de topologia. O processo continua com a seleção dos ramos chaveáveis associados aos multiplicadores de Lagrange normalizados, que têm magnitudes superiores a este limiar, como suspeitos.

Os erros de topologia são então identificados através de testes de colinearidade, resultantes da interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange. O método é uma extensão da interpretação geométrica dada aos resíduos das medidas conforme [23], permitindo não somente a detecção e identificação de erros em medidas, mas também em restrições. As próximas seções apresentam a descrição detalhada da interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange.

3.5.2 Interpretação Geométrica dos Multiplicadores de Lagrange

3.5.2.1 Teste do Cosseno para Erro Simples

A interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange foi proposta por [1], como sendo uma extensão da técnica sugerida por [23] para processamento de erros múltiplos. Sabendo-se que os multiplicadores de Lagrange λ estão relacionados aos erros das medidas e restrições, ε , por:

$$\lambda = V\varepsilon \tag{3.3}$$

Na ausência de erros grosseiros e considerando que todas as restrições modelam corretamente a rede, exceto a informação de medida ou restrição j , que

possui um erro grosseiro, ε_j , o multiplicador de Lagrange associado a esta medida é colinear com a coluna correspondente da matriz V . Neste caso, o vetor de multiplicadores de Lagrange é dado por:

$$\lambda = v_j \varepsilon_j \quad (3.4)$$

onde v_j é a j -ésima coluna de V .

A detecção do erro grosseiro é realizada a partir do teste de colinearidade de λ com cada coluna v_i da matriz de covariância V . Por razões computacionais, é testada a colinearidade entre $R^{1/2}\lambda$ e $R^{1/2}v_i$. A colinearidade entre dois vetores é obtida calculando-se o cosseno do ângulo formado por estes vetores. Definindo θ_i como o ângulo entre $R^{1/2}\lambda$ e $R^{1/2}v_i$, tem-se que:

$$\cos \theta_i = \frac{\lambda^T R v_i}{\sqrt{(\lambda^T R \lambda)(v_i^T R v_i)}} \quad (3.5)$$

Substituindo (3.4) em (3.5), tem-se:

$$\cos \theta_i = \frac{\varepsilon^T V^T R v_i}{\sqrt{(\lambda^T R \lambda)(v_i^T R v_i)}} \quad (3.6)$$

Utilizando a identidade $V^T R V = V$ e a definição dos multiplicadores de Lagrange normalizados [4], a equação (3.5) pode ser expressa por:

$$\cos \theta_i = \frac{\lambda_i^N}{(\lambda^T R \lambda)^{1/2}} \quad (3.7)$$

3.5.2.2 Teste do Cosseno para Erros Múltiplos

Considerando que exista a ocorrência de um ou mais erros em medidas e/ou restrições do sistema, utilizando as informações da análise de criticalidade e as magnitudes dos multiplicadores de Lagrange, a matriz V pode ser particionada em colunas correspondentes às informações suspeitas V_S ; informações corretas V_T e informações críticas V_C :

$$V = [V_S, V_T, V_C] \quad (3.8)$$

onde:

V_S : matriz das informações suspeitas referente às colunas linearmente independentes da matriz V .

V_T : matriz das informações corretas referente às colunas da matriz V livre de erros.

V_C : representa as colunas remanescentes da matriz V correspondente às informações críticas e os $k-1$ membros de cada conjunto crítico.

Supondo que todas as medidas em T são perfeitas e que todas as restrições em T representam corretamente o modelo da rede, o vetor dos erros também pode ser escrito como:

$$\mathcal{E} = [\mathcal{E}_S^T \quad 0 \quad \mathcal{E}_C^T]^T \quad (3.9)$$

substituindo as equações (3.8) e (3.9) em (3.3), obtém-se:

$$\lambda = V_S \mathcal{E}_S + V_C \mathcal{E}_C \quad (3.10)$$

A equação (3.7) implica que as colunas de V_S são linearmente independentes, considerando que V_C pode ser escrito como uma combinação linear de V_S . A equação

(3.10) pode ser reescrita como:

$$\lambda = V_S(\varepsilon_S + A\varepsilon_C) \quad (3.11)$$

$$\lambda = V_S\tilde{\varepsilon} \quad (3.12)$$

onde $\tilde{\varepsilon} = \varepsilon_S + A\varepsilon_C$.

A equação acima mostra que no caso em que todas as informações errôneas (ou um de seus representantes no caso de conjunto crítico) estão incluídos no conjunto dos suspeitos, o vetor λ estará no espaço vetorial de V_S .

A interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange pode ser visualizada na Figura 2. Considerando que todas as medidas ou restrições errôneas façam parte do conjunto selecionado como suspeito, λ estará contido no espaço vetorial V_S , de modo que $\theta \approx 0$. Por outro lado, caso uma informação suspeita (medida errônea ou *status* errôneo de uma chave ou disjuntor) estiver fora do conjunto de suspeitos, os multiplicadores de Lagrange estarão claramente fora do espaço vetorial V_S , e conseqüentemente o ângulo do cosseno será diferente de zero.

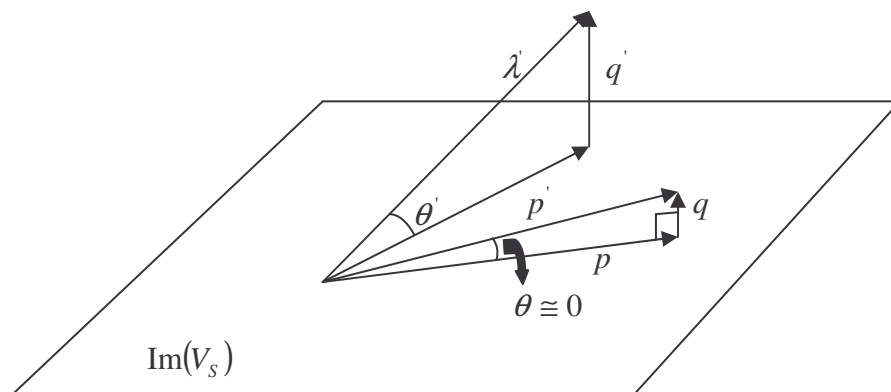


Figura 2: Representação geométrica do Multiplicador de Lagrange.

Similar ao erro simples apresentado anteriormente, a aplicação do teste de

colinearidade para determinação de erros múltiplos é realizado através da colinearidade entre $R^{1/2}\lambda$ e $R^{1/2}V_s$, ao invés de λ e V_s . Conforme [1] o vetor $R^{1/2}\lambda$ pode ser reescrito como a soma de dois vetores ortogonais:

$$R^{1/2}\lambda = p + q \quad (3.13)$$

onde p é a projeção ortogonal de $R^{1/2}\lambda$ sobre o espaço coluna de $R^{1/2}V_s$ e q o complemento ortogonal do espaço coluna de $R^{1/2}V_s$.

Em [1], verifica-se que p e q são expressos por:

$$p = R^{1/2}V_s (V_s^T R V_s)^{-1} V_s^T R \lambda \quad (3.14)$$

$$q = R^{1/2}\lambda - p \quad (3.15)$$

Quando a expressão (3.10) é substituída na equação (3.14) nota-se que:

$$p = R^{1/2}\lambda \quad (3.16)$$

Na hipótese de que todos os erros estejam restrito ao conjunto S , verifica-se que:

$$q = 0 \quad (3.17)$$

No caso em que os erros múltiplos ocorrem efetivamente apenas nos elementos do conjunto suspeito S , os vetores p e $R^{1/2}\lambda$ são colineares. Portanto, existe a possibilidade de testar se o conjunto suspeito S contém todas as informações errôneas calculando o cosseno do ângulo entre p e $R^{1/2}\lambda$. Se θ é este ângulo, então:

$$\cos \theta = \frac{p^T R^{1/2} \lambda}{\sqrt{(\lambda^T R \lambda)(p^T p)}} \quad (3.18)$$

Substituindo (3.15) em (3.17), o $\cos \theta$ será:

$$\cos \theta = \frac{\lambda^T R V_S (V_S^T R V_S)^{-1} V_S^T R \lambda}{\sqrt{(\lambda^T R \lambda)(\lambda^T R V_S (V_S^T R V_S)^{-1} V_S^T R \lambda)}} \quad (3.19)$$

A equação acima pode ser simplificada, particionando os multiplicadores de Lagrange de forma equivalente à partição de V . Assim:

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_s \\ \lambda_T \\ \lambda_C \end{bmatrix} = V \tilde{\epsilon} \quad (3.20)$$

Usando a identidade $V^T R V = V$ na equação acima tem-se:

$$\begin{bmatrix} \lambda_s \\ \lambda_T \\ \lambda_C \end{bmatrix} = V^T R V \tilde{\epsilon} \quad (3.21)$$

$$V^T R \lambda = \begin{bmatrix} V_S^T \\ V_T^T \\ V_C^T \end{bmatrix} R \lambda \quad (3.22)$$

Portanto:

$$\lambda_s = V_S^T R \lambda \quad (3.23)$$

Finalmente, quando a equação (3.22) for substituída em (3.18), o cosseno pode ser expresso como:

$$\cos \theta = \frac{\lambda_s^T (V_S^T R V_S)^{-1} \lambda_s}{\sqrt{(\lambda^T R \lambda) (\lambda_s^T (V_S^T R V_S)^{-1} \lambda_s)}} \quad (3.24)$$

$$\cos \theta = \sqrt{\frac{\lambda_s^T (V_S^T R V_S)^{-1} \lambda_s}{(\lambda R \lambda)}} \quad (3.25)$$

$$\cos \theta = \sqrt{\frac{\lambda_s^T (V_{SS})^{-1} \lambda_s}{(\lambda R \lambda)}} \quad (3.26)$$

A interpretação geométrica dos multiplicadores de Lagrange via teste do cosseno é efetuada analisando o valor do $\cos \theta$. De acordo com a equação (3.25), verifica-se que se o valor do $\cos \theta$ for aproximadamente igual a 1, todas as informações suspeitas estão contidas no conjunto S . Por outro lado, caso o valor do $\cos \theta$ seja significativamente diferente de 1, conclui-se que pelo menos uma informação está fora do conjunto suspeito S .

O teste do cosseno proposto em [18] é utilizado em conjunto com os multiplicadores de Lagrange normalizados, seleccionando os ramos chaveáveis suspeitos de conterem erros de modelagem. Depois de seleccionados, a identificação dos erros de topologia é realizada via teste de colinearidade, conforme descrito no algoritmo apresentado na próxima seção.

3.5.3 Algoritmo de Identificação de Erros de Topologia via Testes de Colinearidade

De acordo com [1], os erros de topologia podem ser identificados através dos testes de colinearidade. Um algoritmo proposto realiza a identificação dos erros de topologia aplicando os testes de colinearidade em dois estágios. No primeiro estágio, o erro é detectado e o conjunto de informações suspeitas S é determinado. No segundo estágio, é feita a identificação dos ramos chaveáveis considerados erroneamente modelados.

O algoritmo proposto para a identificação dos erros de topologia proposto em [12] e que será aplicado neste trabalho é descrito a seguir:

1. Realizar análise de criticidade e determinar medidas críticas e conjuntos críticos.
2. Realizar a estimação de estados e obter os multiplicadores de Lagrange normalizados das restrições operacionais, λ_o^N . Onde $\lambda_{o_max}^N = \max|\lambda_{o,i}^N|$:
 - Se $\lambda_{o_max}^N \leq \lambda_t$, pare. Caso contrário, erro de topologia detectado, então prossiga ao passo 3.
3. Selecionar todos os ramos chaveáveis como suspeitos cujo $|\lambda_{o,i}^N| > \lambda_t$.
4. Determinar V_s das colunas linearmente independentes de V associado aos ramos chaveáveis suspeitos, usando o resultado da análise de criticidade.
5. (*Teste de Colinearidade: Primeiro Estágio*) Calcular o $\cos\theta$ para o conjunto suspeito usando a equação 21:
 - Se $\cos\theta \geq (1 - \varepsilon_{\cos})$, então todos os ramos chaveáveis com erro no *status* estão incluídos no conjunto suspeito S , ir para o passo 6.
 - Se $\cos\theta < (1 - \varepsilon_{\cos})$, diminuir o limiar λ_t e voltar ao passo 3.
6. (*Teste de Colinearidade: Segundo Estágio*) Remover temporariamente a informação i do conjunto dos suspeitos e calcular o $\cos\theta$ ($i = 1, \dots, n_s$).
 - Se $\cos\theta \geq (1 - \varepsilon_{\cos})$, então a informação i não contém erro e é eliminada do conjunto suspeito.
 - Se $\cos\theta < (1 - \varepsilon_{\cos})$, a informação i é erroneamente modelada e devem permanecer no conjunto suspeito.
7. Fim.

3.6 Identificação de Erros de Topologia via Índices de Correlação

Inicialmente proposto para a identificação de erros de topologia [8], os índices de correlação foram aplicados em [17] para delimitar a zona de anomalia. Neste trabalho, serão aplicados com o mesmo intuito, entretanto com algumas modificações.

A zona de anomalia é formada pelas subestações suspeitas obtidas através do índice de correlação proposto em [8], baseado na relação de sensibilidade entre os resíduos normalizados e os fluxos nos elementos da rede, dado por:

$$r^N = S f(x) \quad (3.27)$$

onde:

r^N : resíduos normalizados.

S : matriz de Sensibilidade dos resíduos normalizados com respeito ao fluxo nos elementos na rede da ordem $(N_m \times l)$.

$f(x)$: fluxo nos elementos da rede elétrica da ordem $(l \times 1)$.

A matriz de sensibilidade dos resíduos normalizados, conforme [26], é expressa por:

$$S = I - H(H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} L \quad (3.28)$$

onde C_r , é a matriz de covariância dos resíduos de estimação $(N_m \times N_m)$, definida por:

$$C_r = R - H C_x H^T \quad (3.29)$$

e C_x é a matriz de covariância dos erros de estimação $(n \times n)$, dada por:

$$C_x = (H^T R^{-1} H)^{-1} \quad (3.30)$$

desta forma, simplificando a matriz S obtém-se:

$$S = (C_x \cdot R^{-1}) L \quad (3.31)$$

onde L é a matriz de incidência das medidas sobre os elementos da rede de ordem $(N_m \times l)$.

Cada coluna da matriz S está associada a um elemento da rede, neste caso, representado pelo ramo $i-j$, e cada linha representa as medidas sensíveis à má-configuração do ramo. Deste modo, é possível determinar um conjunto de medidas sensíveis SSV , os quais esperam-se que sejam identificadas como suspeitas quando o elemento $i-j$ estiver mal configurado.

O conjunto das medidas sensíveis à má-configuração do ramo $i-j$ é definido por SSV_{i-j} e formado pelas medidas correspondentes aos ρ_{i-j} , maiores valores absolutos na coluna s_{i-j} da matriz S . Os valores da coluna correspondentes ao s_{i-j} são reordenados do maior para o menor valor em números absolutos, sendo necessário reordenar as linhas conforme a ordenação da coluna de s_{i-j} , pois cada linha corresponde a medida sensível associada à má configuração deste ramo.

Uma das questões é determinar o valor de ρ_{i-j} que fixa o tamanho do conjunto SSV_{i-j} . Este valor é obtido considerando o número de medidas relacionadas MR_{i-j} ao ramo $i-j$, ou seja, as medidas relacionadas são medidas de fluxo de potência ativa e reativa no elemento $i-j$, como também as injeções de potência ativa e reativa, referentes às barras incidentes a este elemento.

Para efetuar o cálculo do índice de correlação, é necessário obter o conjunto de medidas sintomáticas SPT , estas medidas são obtidos logo após a estimação de estados de acordo com os procedimentos de detecção e identificação de erros grosseiros em medidas, proposto por [2],[3],[4],[5]. A intersecção de cada conjunto

das medidas sensíveis SSV_{i-j} com o conjunto de medidas sintomáticas SPT fornece o índice de correlação e_{i-j} dado por:

$$e_{i-j} = \frac{|SPT \cap SSV_{i-j}|}{\rho_{i-j}} \quad (3.32)$$

Caso exista algum e_{i-j} acima de um limiar $\varepsilon, 0 \leq \varepsilon \leq 1$, o elemento $i-j$ é considerado suspeito de estar mal configurado.

Conforme [17], a zona de anomalia é formada pelos ramos detectados como mal configurados, baseados no índice de correlação, juntamente com suas barras terminais denominadas subestações suspeitas.

3.7 Determinação da Zona de Anomalia e Sub-rede Relevante

Diversos trabalhos publicados em relação ao segundo estágio da estimação de estados dependem de uma representação detalhada da parte relevante da rede proposta inicialmente em [6], [8]. Neste sentido, em [17] foi proposto à determinação de uma sub-rede relevante gerada a partir de uma zona de anomalia. Os conceitos referentes à zona de anomalia e sub-rede relevante, desenvolvidos em [17] também foram utilizados como base nesta dissertação e serão descritos nas seções seguintes.

3.7.1 Zona de Anomalia

A zona de anomalia, conforme proposto em [17], é obtida a partir da análise do índice de correlação dado pela equação:

$$e_{i-j} = \frac{|SPT \cap SSV_{i-j}|}{\rho_{i-j}} \quad (3.33)$$

Inicialmente o índice de correlação foi proposto em [8] para a identificação de erros de topologia. Entretanto, em [17] este índice foi utilizado para selecionar um conjunto de subestações suspeitas que devam ser expandidas até o nível de subestação durante o segundo estágio da estimação de estados generalizada. Portanto, o ramo que possuir o maior valor do índice de correlação será selecionado juntamente com suas barras terminais, compondo assim a zona de anomalia. Depois de determinada a zona de anomalia, o próximo passo é a obtenção da sub-rede relevante.

3.7.2 Algoritmo de Flament

Geralmente a zona de anomalia não possui as características topológicas favoráveis para o processamento de erros de topologia durante o segundo estágio da estimação generalizada. Uma sub-rede que tenha que ser submetida ao processamento de erros, deve conter as seguintes características [17]:

- a) Conexa;
- b) Sem a presença de ramos radiais;
- c) Contendo o menor número possível de barras.

A primeira destas condições está ligada à definição de uma única referência angular no modelo barra-ramo. A segunda decorre do interesse em se evitar problemas de criticidade de restrições operacionais, conforme discutido na Seção 3.2. Finalmente, a terceira visa à redução do tempo computacional, levando em consideração que algumas subestações da sub-rede deverão ser expandidas no nível de subestação. Uma sub-rede gerada a partir da zona de anomalia (A) e que satisfaça as três condições (a), (b) e (c) é denominada sub-rede relevante.

Para gerar uma sub-rede relevante a partir da zona de anomalia, considera-se inicialmente sua expansão até a primeira vizinhança de A , ou seja, são incluídas as barras vizinhas de A e os ramos que interconectam as barras de A e suas vizinhas. Neste procedimento, surgem dois tipos de barras:

- Barras que pertençam a caminhos fechados incluindo as barras pertencentes a A e possivelmente outras barras de primeira vizinhança

de A denominadas barras internas.

- Barras que, restringindo-se o grafo da rede apenas ao sub-grafo correspondente a primeira vizinhança de A , esta conectadas de forma radial em apenas uma das barras pertencentes a A , estas são denominadas barras de fronteira.

De acordo com [17], o algoritmo de *Flament* é uma ferramenta baseada em teoria dos grafos que fornece todas as ligações entre dois vértices especificados. Este algoritmo é utilizado na próxima etapa para se chegar a sub-rede relevante encontrando o menor caminho que interligue as barras de fronteira a outras barras de fronteira e/ou barras internas, formando assim um circuito fechado evitando a presença de ramos radiais, responsáveis por ocultar erros topológicos no sistema, devido à criticidade das restrições operacionais referentes aos disjuntores radiais.

3.8 Considerações Finais

As metodologias apresentadas recentemente na literatura para detecção e identificação de erros de topologia, como a apresentada na Seção 3.7, baseiam-se na representação detalhada da região suspeita da rede, ou sub-rede relevante, no segundo estágio da estimação. O objetivo de se utilizar uma sub-rede relevante é que desta forma nem todas as subestações necessitam ser modeladas no nível de subestação, apenas aquelas selecionadas como suspeitas, diminuindo o tempo de processamento da estimação de estados, visualizando sua aplicação em tempo real.

Muitos trabalhos recentes têm abordado o processamento de erros de topologia no segundo estágio do processo de estimação estados generalizada [1],[14],[15]. No entanto, poucos trabalhos foram publicados com relação ao primeiro estágio, onde existe a necessidade de identificação das subestações suspeitas para a determinação da sub-rede relevante. Dentre os trabalhos que abordam este assunto, podemos salientar-se o de Colzani [17], que propõe a localização das subestações suspeitas no primeiro estágio através dos índices de correlação propostos em [8], conforme discutido na Seção 3.5 deste documento. Em [17], após a determinação das

subestações suspeitas, um algoritmo baseado na teoria dos grafos (algoritmo de *Flament*) é aplicado para obter uma sub-rede relevante que contenha as subestações selecionadas como suspeitas e, além disso, apresente condições topológicas favoráveis para a identificação de erros de topologia, conforme discutido na Seção 3.2.1. Estas características são: sem a presença de ramos radiais, evitando assim o problema de criticidade discutido em [14].

Como o trabalho de Colzani, utilizam resíduos normalizados para estabelecer os índices de correlação para a identificação das subestações suspeitas e as mesmas dependem de muito esforço computacional, propõe-se nesse trabalho de dissertação a utilização dos MLN, pela sua simplicidade e a utilização do algoritmo de Floyd para determinar a sub-rede relevante em alternativa ao método proposto em [17].

Ambos os conceitos dos índices de correlação via ML e o algoritmo de *Floyd*, bem como os métodos utilizados em [17] serão descritos no próximo capítulo.

4 DETERMINAÇÃO DA SUB-REDE RELEVANTE – Primeiro Estágio da Estimação de Estados

4.1 Introdução

Nesta proposta de dissertação a estimação de estados é realizada em dois estágios conforme proposto em [28] e aplicado em diversos trabalhos apresentados na literatura [1],[14],[17],[6]. A principal diferença desta proposta com relação aos trabalhos discutidos na revisão bibliográfica e citados nos capítulos anteriores, é que os dois estágios são implementados e tratados como um problema de otimização restrito, unificando a utilização de multiplicadores de Lagrange tanto para a determinação da sub-rede relevante quanto para o processamento de erros de topologia.

Neste trabalho a presença ou ausência de erros de modelagem é realizada ainda no primeiro estágio de estimação, através da análise dos MLN. Uma vez detectada a presença de erros, não é possível identificar imediatamente a natureza do erro, ou seja, se este foi causado em função de erros grosseiros em medidas analógicas ou em função de erros de topologia. Então, propõe-se a aplicação do teste do cosseno ao conjunto de informações disponíveis no primeiro estágio da estimação para determinar a natureza do erro. Depois de detectada a presença de erros de topologia, a região de impacto do erro é identificada e uma sub-rede relevante é determinada, possibilitando a passagem da estimação para o segundo estágio, onde as subestações suspeitas são detalhadas no nível de seção de barras, e o processo de identificação de erros é concluído. O método, baseado em testes de colinearidade, proposto em [18] e apresentado no capítulo anterior, será utilizado no processo de identificação.

Este capítulo detalha a metodologia proposta para a identificação da natureza do erro e para a determinação da sub-rede relevante que compõe a principal contribuição do trabalho.

4.2 Estimação de Estados Restrita para Modelagem Barra-Ramo da Rede: Primeiro Estágio

Conforme discutido anteriormente, no primeiro estágio do processo de estimação, a rede é modelada no nível barra-ramo, o que implica na ausência das restrições operacionais. Assim, a formulação do problema de estimação como um problema de otimização restrito, já discutida no Capítulo 2, equação (2.17), passa a ser representada por:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar} \quad \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m & (4.1) \\ & \text{sujeito a:} \quad r_m = z_m - h_m(\hat{x}) \\ & \quad \quad \quad h_s(\hat{x}) = 0 \end{aligned}$$

Similarmente à solução do problema representado na equação (2.38), o problema acima pode ser resolvido solucionando-se iterativamente o seguinte sistema linear:

$$\begin{bmatrix} 0 & H_m(\hat{x}^k) & H_s(\hat{x}^k) \\ H_m(\hat{x}^k) & R_m & 0 \\ H_s(\hat{x}^k) & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\hat{x} \\ \lambda_m \\ \lambda_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ z_m - h_m(\hat{x}^k) \\ -h_s(\hat{x}^k) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

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

Neste caso, os multiplicadores de Lagrange estão associados apenas às medidas analógicas e as restrições estruturais (barras de referência e injeção nula). Os ML são normalizados, como proposto em [14] e apresentado na Seção 2.6, e utilizados nas duas funções realizadas a partir dos resultados desse primeiro estágio da estimação: detecção da natureza do erro e determinação da zona de anomalia, conforme discutido nas próximas Seções.

4.3 Detecção de Erros de Topologia

Primeiramente é necessário detectar a presença de anomalia, o que pode ser facilmente verificado a partir da monitoração da maior magnitude dos MLN. A detecção é realizada utilizando o fato de que, na ausência de erros grosseiros em medidas ou restrições e de erros de modelagem da topologia da rede, os MLN tem média zero e distribuição normal unitária. Assim, definindo o máximo MLN associado às informações disponíveis (medidas e restrições estruturais) por λ_{\max}^N , o seguinte critério pode ser utilizado para concluir sobre a presença de uma anomalia:

$$\lambda_{\max}^N > \lambda_t \quad (4.3)$$

onde λ_t é um limiar pré-especificado, cujo valor típico é 3,0. Se a equação (4.3) se confirma, conclui-se pela existência de algum tipo de erro nas informações repassadas ao estimador. Detectada a presença de erro, a estimação de estados prossegue com a determinação da zona de anomalia e da sub-rede relevante para processamento de erros de topologia.

4.4 Localização das Subestações Suspeitas

A partir da década de 90, metodologias eficientes foram propostas para identificação de erros de topologia, dentre elas podem ser citadas [1], [6],[7],[21],[24],[29],[2], todas utilizando multiplicadores de Lagrange normalizados. No entanto, estas metodologias dependem de uma representação detalhada, no nível de subestação, da rede elétrica. Por outro lado, como discutido em capítulos anteriores, modelar toda a rede no nível de subestação torna-se desnecessário como também proibitivo [6], devido ao aumento excessivo no número de variáveis de estado. Além disso, apenas algumas subestações necessitam ser modeladas no nível de subestação.

Neste sentido, existe a necessidade de se determinar uma rede reduzida que contenha as prováveis fontes de inconsistência dos erros de topologia, denominada

sub-rede relevante. Esta rede é obtida a partir da identificação da zona de anomalia formada pelo conjunto de subestações suspeitas, que compõe a região de impacto dos erros. O sucesso do processamento de erros de topologia depende da correta determinação da região de impacto dos erros, portanto, o emprego de métodos confiáveis para a obtenção da sub-rede relevante torna-se imprescindível. O método proposto nesta dissertação para a determinação da zona de anomalia é baseado no método proposto em [17], apresentado na Seção 3.6.

4.5 Índices de Correlação via ML

Considerando a equivalência demonstrada em [7], a seguinte modificação para o cálculo do índice de correlação, representado pela Equação (3.33), é proposta conforme visualizado a seguir.

A matriz de sensibilidade dos resíduos normalizados S em sua forma simplificada é expressa por (4.4):

$$S = (C_r \cdot R^{-1})L \quad (4.4)$$

Conforme [7], a matriz de covariância dos ML é dado por:

$$W = R^{-1}C_rR^{-1} \quad (4.5)$$

onde

W : Matriz de covariância dos Multiplicadores de Lagrange.

C_r : Matriz de covariância dos resíduos da estimação ($n \times n$)

L : É a matriz de incidência das medidas sobre os elementos da rede de ordem ($N_m \times l$)

Porém, sabe-se que a matriz de sensibilidade pode ser dada pela equação [26]:

$$S = CrR^{-1} \quad (4.6)$$

então substituindo (4.6) em (4.5) tem-se:

$$W = R^{-1}S \quad (4.7)$$

Manipulando algebricamente a equação (4.7) tem-se que a matriz de sensibilidade S , antes calculada com base nos resíduos normalizados, pode ser reescrita agora tendo como base os ML:

$$S = RW \quad (4.8)$$

Assim pode-se obter a matriz S de uma forma rápida e simples multiplicando a Matriz de covariância das medidas pela matriz de covariância dos Multiplicadores de Lagrange, sendo que W é obtido direto do Tableau e R é a matriz de ponderação que é um dado de entrada.

4.6 Algoritmo de *Floyd*

Como apresentado em seções anteriores, vários métodos baseiam-se na representação detalhada apenas da parte relevante da rede. Esta representação garante uma maior agilidade no processo de identificação de erros de topologia durante o processo de estimação de estados, sendo que este modelo reduzido da rede é formado por apenas algumas barras do sistema, diminuindo o tempo computacional da estimação de estados [30].

O problema de formar uma sub-rede relevante consiste em determinar um modelo reduzido da rede a partir da zona de anomalia e que goze das propriedades citadas na Seção 3.7.2 do Capítulo 3. Um modelo para se obter a sub-rede relevante foi proposto por Colzani em sua dissertação de mestrado onde o algoritmo de *Flament* é

utilizado para determinar o menor caminho entre as barras [17].

Na teoria dos grafos são comuns problemas que buscam o menor caminho entre todos os pares de nós de um grafo. Como exemplos: as distâncias entre todas as cidades em mapas rodoviários de estados ou regiões; obter o menor caminho que parta de um nó dado, passe por alguns nós intermediários dados em ordem de prioridade e chegue em um nó final; entrega de encomendas em hora marcada por empresas distribuidoras (de refrigerantes ou etc.). Uma solução, eficiente e fácil de implementar é conhecida como algoritmo de *Floyd*. A idéia geral desse algoritmo é atualizar a matriz de menores distâncias n vezes (onde n é o número de nós do grafo) procurando na K -ésima interação por melhores distâncias entre pares de nós que passem pelo vértice K .

O algoritmo de *Floyd* é uma ferramenta da teoria dos grafos que busca o menor caminho entre todos os pontos do grafo. O resultado deste algoritmo é a criação de duas matrizes: uma contendo a menor distância entre todos os pontos, e a segunda contendo o caminho da menor distância entre os pontos. A seguir são apresentados os conceitos e a seqüência lógica do referido algoritmo [30].

- a) Inicialmente, enumera-se os nós do grafo $G(N, A)$ com inteiros positivos $1, 2, \dots, n$.
- b) Cria-se duas matrizes $D^{(0)}$ e $P^{(0)}$ quadradas cuja dimensão é o número de nós. Após n iterações estas matrizes se tornaram, respectivamente, a de distâncias e a de marcação do caminho.
- c) As matrizes são inicializadas da seguinte forma:

$$d_0(i, j) = \begin{cases} l(i, j), & \text{se } (i, j) \text{ existe} \\ 0, & \text{se } i = j \\ \infty, & \text{se } (i, j) \text{ não existe} \end{cases}$$

$$p_0(i, j) = \begin{cases} i, & \text{se } i \neq j \\ 0, & \text{se } i = j \end{cases}$$

As etapas que compõe o algoritmo são descritas a seguir:

1) Etapa 1: Faça $k = 1$

2) Etapa 2: Para i e j variando de 1 a n faça

$$d_k(i, j) = \text{Min}[d_{k-1}(i, j), d_{k-1}(i, k) + d_{k-1}(k, j)]$$

3) Etapa 3: Para i e j variando de 1 a n faça

$$p_k(i, j) = \begin{cases} p_{k-1}(k, j), & \text{se } d_k(i, j) \neq d_{k-1}(i, j) \\ p_{k-1}(k, j), & \text{caso contrário} \end{cases}$$

4) Etapa 4: Se $k = n$, Pare

Se $k < n$, faça $k = k + 1$ e vá até a etapa 2

Na etapa 1, k é inicializado com valor 1. Nas etapas 2 e 3 os elementos $d[A, B]$ da matriz D e os elementos $p[A, B]$ da matriz P são atualizados, observando se o comprimento do caminho de A a B é o menor que o caminho de A a k mais o de k a B . Caso não seja, $d[A, B]$ recebe $d[A, k] + d[k, B]$ e $p[A, B]$ recebe $p[k, B]$.

O comprimento resultante do menor caminho entre os nós i e j é dado pelo elemento $d_n(i, j)$ da matriz $D^{(n)}$, e com a matriz de marcação $P^{(n)}$ fica possível conhecer a rota do menor caminho seguido.

Para ilustrar a determinação da sub-rede relevante utilizando o algoritmo de *Floyd*, considere como exemplo a Figura 3, onde um erro de exclusão na linha entre as barras 1 e 5 foi simulado, conforme [17].

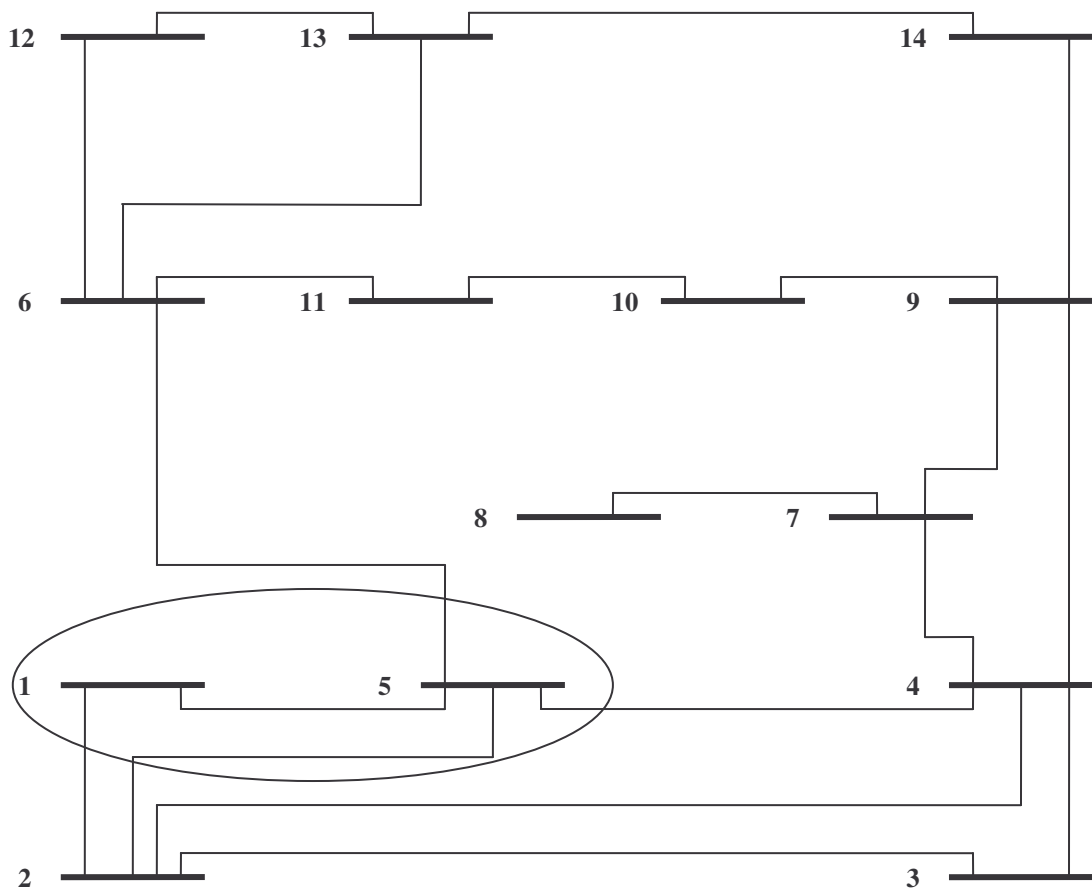


Figura 3: Sistema IEEE 14 barras juntamente com e a região de anomalia subestações 1 e 5.

A região circutada na Figura 3 representa a zona de anomalia detectada em [17]. A Figura 4 mostra a primeira expansão da zona de anomalia, ou seja, expansão até as barras de primeira vizinhança, conforme descrito na Seção 3.7.2. Entretanto, uma das premissas, que é ausência de ramos radiais, está sendo violada, pois a barra 6, denominada barra de fronteira, está ligada radialmente à barra 5, o que causa problemas de criticidade e/ou observabilidade (conforme [14]). Desta forma, torna-se necessário uma segunda expansão (vide Seção 3.7.2), que determine algum caminho que interligue a barra 6 a uma outra barra da atual sub-rede relevante.

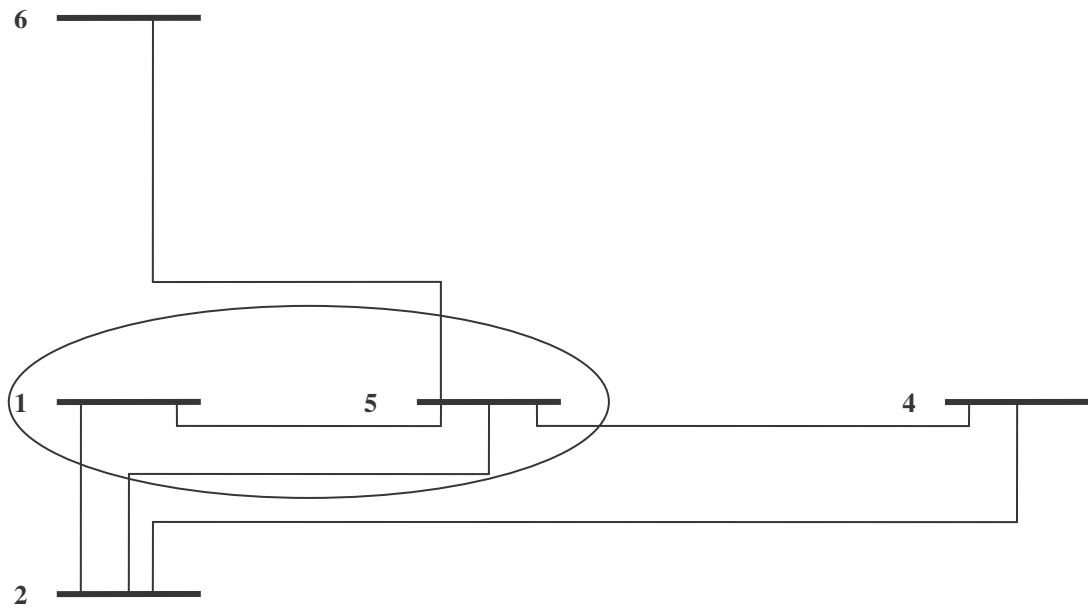


Figura 4: Expansão da zona de anomalia até a primeira vizinhança.

Para eliminar a presença deste ramo radial, é necessário interligar a barra de fronteira a outras barras de fronteiras e/ou barras internas. Essa interligação deve ser realizada de forma tal que satisfaça outra exigência da sub-rede relevante: esta deve incluir o menor número de barras possível neste caminho. O algoritmo de *Floyd* será empregado com este objetivo. A utilização do algoritmo de *Floyd* exige alguns cuidados adicionais. Este algoritmo determina, através da sua matriz $P^{(n)}$, um único caminho de menor distância entre dois pontos, mesmo nos casos em que existem mais de um caminho de menor distância entre esses dois pontos. Observando a Figura 3, verifica-se que a menor distância entre as barras 4 e 6 é necessariamente passando pela barra 5. Esse caminho claramente não resolve o problema da presença de ramos radiais.

A solução encontrada para contornar este problema foi atribuir um valor infinito para todos os caminhos internos à atual sub-rede relevante, representada na Figura 4, conforme ilustrado na Figura 5.

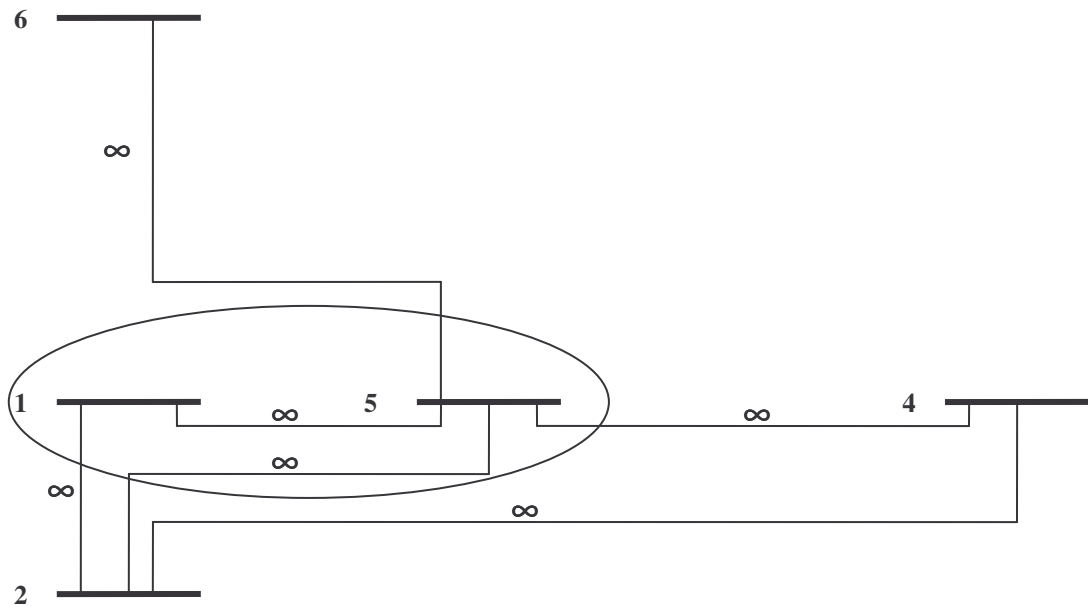


Figura 5: Valores infinitos as linhas relacionadas a primeira expansão da zona de anomalia até a primeira vizinhança.

Essa nova configuração faz com que o algoritmo procure uma outra rota entre as duas barras. Caso esse caminho não exista, o elemento $d_n(i, j)$ correspondente da matriz $D^{(n)}$ terá seu valor igual a infinito.

Aplicando esta alteração ao exemplo em questão, a matriz de distância e caminhos do grafo correspondente é dado por $D^{(14)}$ e a matriz e caminhos é dado por $P^{(14)}$, mostradas na seqüência.

$$D^{14} = \begin{bmatrix} 0 & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} \\ \text{inf} & 0 & 1 & 2 & \text{inf} & 6 & 3 & 4 & 3 & 4 & 5 & 6 & 5 & 4 \\ \text{inf} & 1 & 0 & 1 & \text{inf} & 5 & 2 & 3 & 2 & 3 & 4 & 5 & 4 & 3 \\ \text{inf} & 2 & 1 & 0 & \text{inf} & 4 & 1 & 2 & 1 & 2 & 3 & 4 & 3 & 2 \\ \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & 0 & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} & \text{inf} \\ \text{inf} & 6 & 5 & 4 & \text{inf} & 0 & 4 & 5 & 3 & 2 & 1 & 1 & 1 & 2 \\ \text{inf} & 3 & 2 & 1 & \text{inf} & 4 & 0 & 1 & 1 & 2 & 3 & 4 & 3 & 2 \\ \text{inf} & 4 & 3 & 2 & \text{inf} & 5 & 1 & 0 & 2 & 3 & 4 & 5 & 4 & 3 \\ \text{inf} & 3 & 2 & 1 & \text{inf} & 3 & 1 & 2 & 0 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ \text{inf} & 4 & 3 & 2 & \text{inf} & 2 & 2 & 3 & 1 & 0 & 1 & 3 & 3 & 2 \\ \text{inf} & 5 & 4 & 3 & \text{inf} & 1 & 3 & 4 & 2 & 1 & 0 & 2 & 2 & 3 \\ \text{inf} & 6 & 5 & 4 & \text{inf} & 1 & 4 & 5 & 3 & 3 & 2 & 0 & 1 & 2 \\ \text{inf} & 5 & 4 & 3 & \text{inf} & 1 & 3 & 4 & 2 & 3 & 2 & 1 & 0 & 1 \\ \text{inf} & 4 & 3 & 2 & \text{inf} & 2 & 2 & 3 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$P^{14} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 2 & 3 & 2 & 11 & 4 & 7 & 4 & 9 & 10 & 13 & 14 & 9 \\ 3 & 3 & 0 & 3 & 3 & 11 & 4 & 7 & 4 & 9 & 10 & 13 & 14 & 9 \\ 4 & 3 & 4 & 0 & 4 & 11 & 4 & 7 & 4 & 9 & 10 & 13 & 14 & 9 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 0 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 6 & 3 & 4 & 9 & 6 & 0 & 9 & 7 & 10 & 11 & 6 & 6 & 6 & 13 \\ 7 & 3 & 4 & 7 & 7 & 11 & 0 & 7 & 7 & 9 & 10 & 13 & 14 & 9 \\ 8 & 3 & 4 & 7 & 8 & 11 & 8 & 0 & 7 & 9 & 10 & 13 & 14 & 9 \\ 9 & 3 & 4 & 9 & 9 & 11 & 9 & 7 & 0 & 9 & 10 & 13 & 14 & 9 \\ 10 & 3 & 4 & 9 & 10 & 11 & 9 & 7 & 10 & 0 & 10 & 6 & 6 & 9 \\ 11 & 3 & 4 & 9 & 11 & 11 & 9 & 7 & 10 & 11 & 0 & 6 & 6 & 9 \\ 12 & 3 & 4 & 9 & 12 & 12 & 9 & 7 & 14 & 11 & 6 & 0 & 12 & 13 \\ 13 & 3 & 4 & 9 & 13 & 12 & 9 & 7 & 14 & 11 & 6 & 13 & 0 & 13 \\ 14 & 3 & 4 & 9 & 14 & 13 & 9 & 7 & 14 & 9 & 10 & 13 & 14 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Pode se verificar que o elemento $d_{14}(6,4)$ é diferente de zero, portanto existe um caminho alternativo mínimo que liga a barra 6 até a barra 4 sem passar pela barra 5, cujo valor é 4. Apesar deste caminho não ser menor que o caminho 6–5–4 (cujo valor é 2), este constitui uma segunda alternativa que apresenta o menor caminho entre essas duas barras que evita que a barra 6 fique radial. O caminho da barra 6 para a 4 é dado pelas barras 6–11–10–9–4, conforme ilustrado na Figura 6. Este caminho pode ser obtido da matriz $P^{(14)}$ conforme ilustrado a seguir.

$$\begin{aligned} \text{Nó final} &= 4 && \uparrow \\ P^{(14)}(6,4) &= 9 && \uparrow \\ P^{(14)}(6,9) &= 10 && \uparrow \\ P^{(14)}(6,10) &= 11 && \uparrow \\ P^{(14)}(6,11) &= 6 && \uparrow \end{aligned}$$

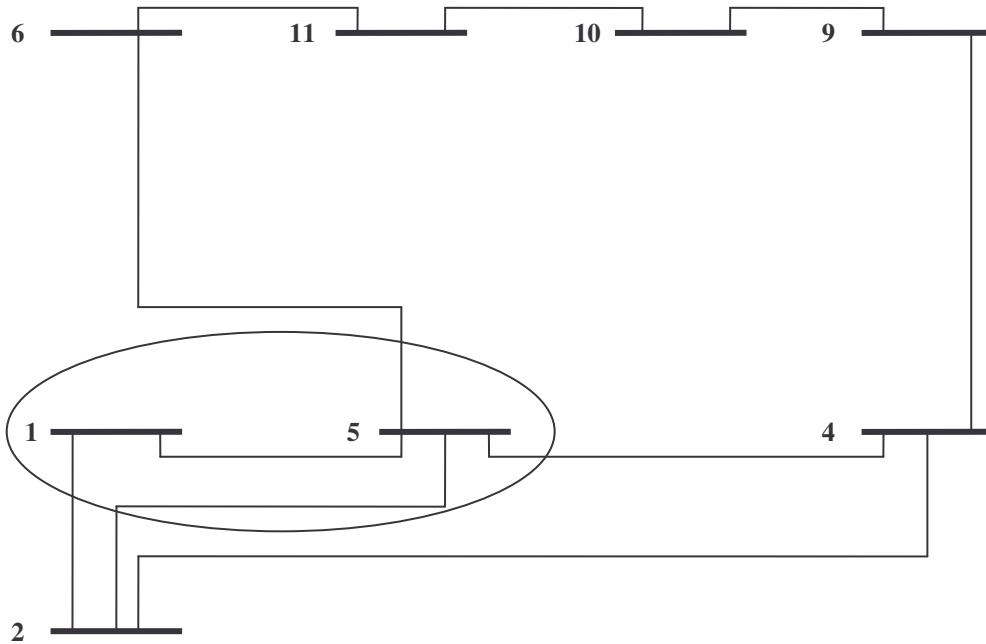


Figura 6: Sub-rede relevante do sistema IEEE 14 barras, contendo a zona de anomalia barras 1 e 5.

Depois de determinado a sub-rede relevante, comparando as figuras 4 e 5, observa-se que algumas linhas e barras não serão representadas no modelo reduzido da rede. Para que não haja diferença com os resultados dos fluxos de potência nas linhas e ângulos das barras contidas na sub-rede relevante, em relação aos resultados do fluxo de potência do sistema original, será realizado um equivalente de injeção.

Esta injeção equivalente considera o somatório dos fluxos de potência das linhas incidentes à uma determinada barra i contida na primeira vizinhança da zona de anomalia, e serão inseridos na sub-rede relevante na forma de injeção na barra i .

$$P_{eq} = \sum_{j=1}^{nl} t_{i-j} \quad (4.11)$$

onde nl é o número de linhas incidentes a barra i e que não estão representadas na sub-rede relevante, e t_{i-j} é fluxo de potência na linha.

4.7 Algoritmo Proposto para a Determinação da Sub-rede Relevante

Neste trabalho, basicamente três etapas fundamentais serão utilizadas para a determinação da sub-rede relevante a ser utilizada no processamento de erros de topologia:

- Identificação das subestações suspeitas.
- Formação da zona de anomalia
- Determinação da sub-rede relevante utilizando o algoritmo de *Floyd*.

A identificação das subestações suspeitas é feita utilizando o índice de correlação via ML, em seguida a determinação da sub-rede relevante é realizada utilizando o algoritmo de *Floyd* e por fim, a identificação dos erros de topologia é feita através da interpretação geométrica dos ML via teste de colinearidade proposto em [12].

O algoritmo abaixo apresenta detalhadamente as etapas do algoritmo proposto:

1. Rodar o estimador no nível barra-ramo de acordo a formulação apresentada pela Eq. (4-1): Primeiro estágio da estimação de estados.
2. Calcular os MLN e realizar teste de detecção de erros: Se $\lambda_{\max}^N \geq \text{limiar}$, então a presença de anomalia é detectada e o algoritmo segue para o Passo 3. Caso contrário, sistema livre de erros, FIM do processo de estimação.
3. Determinação da Zona de anomalia via índices de correlação e ML.
 - 3.1. Determinação dos elementos suspeitos e dos conjuntos STM, SSTi-j e das medidas relacionadas, conforme descrito na seção 3.6.
 - 3.2. Cálculo dos índices de correlação via MLN através da equação (3.33).
 - 3.3. Determinação da zona de anomalia: ramos e barras correspondentes ao elemento com mais índice de correlação.
4. Determinação da sub-rede relevante:
 - 4.1. Primeira expansão da zona de anomalia até barras de primeira vizinhança, conforme descrito na seção 4.7.
 - 4.2. Segunda expansão da zona de anomalia através da aplicação do

algoritmo de Floyd, conforme descrito na seção 4.7.

5. Aplicar estimação de estados generalizada à sub-rede relevante, detalhando no nível de seção de barras as SEs suspeitas: Segundo estágio da estimação de estados.
6. Processamento de erros de topologia via testes de colinearidade (vide algoritmo apresentado na Seção 3.5.2).
7. Correção dos *status* errôneos e re-estimação dos estados.
8. Fim.

4.8 Considerações Finais

Baseado nos índices de correlação proposto por Simões Costa e Leão, e na equivalência entre os MLN e os RN, uma metodologia foi proposta para identificar a região de impacto dos erros de topologia, formado a partir das subestações selecionadas como suspeitas a partir do

índice de correlação via MLN, contribuindo para a formação de uma sub-rede relevante a partir do algoritmo de *Floyd*. Além da determinação desta região de impacto foi proposto a utilização dos MLs no primeiro e segundo estágio da estimação. A estimação de estados termina com a identificação dos erros de topologia via teste do cosseno. No capítulo 5, são apresentados os resultados para esta metodologia proposta.

5 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Neste capítulo são apresentadas as implementações e simulações realizadas para validar a metodologia proposta. Para tanto foram utilizados o sistema IEEE 14 barras e o sistema IEEE 30 barras, cujos dados estão apresentados no Apêndice A. A plataforma computacional utilizada neste trabalho foi o Matlab 7.0, sendo que os casos simulados são equivalentes àqueles propostos em [1] e [17], possibilitando a comparação dos resultados com aquelas metodologias.

Os resultados estão divididos em duas partes. A primeira mostra os Passos 1 a 4 do algoritmo proposto para os diversos casos apresentados nas referências [1],[17],[8], ou seja, são apresentados os resultados para cálculo dos índices de correlação, conforme descrito na seção 3.6. A segunda parte mostra os resultados referentes à determinação da sub-rede relevante e o processamento de erros de topologia, correspondente aos Passos 5 a 8 do algoritmo, para alguns dos casos apresentados na primeira parte dos resultados. Esses resultados estão nas Seções 5.2 a 5.3, que descrevem os detalhes da simulação dos erros selecionados para apresentação neste documento.

5.1 Simulações da Metodologia Proposta

O conjunto de medidas de cada sistema teste, IEEE 14 barras e IEEE 30 barras, foi preparado de forma a contornar ao máximo as condições desfavoráveis para processamento de erros, discutidos na Seção 3.2 do Capítulo 3. Em virtude disso, não foi utilizado o mesmo plano de medição adotado nas referências bases [17] e [8], principalmente pela falta de redundância de medidas como potência reativa e tensão nas barras advindas da versão não-linear adotadas naqueles trabalhos. Além disso, algumas medidas do sistema se comportam como conjuntos críticos mesmo não pertencendo a nenhum conjunto crítico. Acredita-se que este efeito seja decorrente da utilização da versão linear da rede elétrica (estimador linear). No entanto, uma investigação mais detalhada se faz necessária para assegurar essa afirmação.

O algoritmo proposto na Seção 4.8 foi aplicado aos sistemas testes IEEE 14 e 30 barras, considerando a simulação de diversos erros de topologia conforme proposto em [1] e [17]. Os resultados são apresentados a seguir.

A Tabela 1 apresenta os resultados dos passos 1 a 3, que determinam o conjunto de medidas suspeitas (conjunto de medidas responsável por conter as informações errôneas obtido a partir do teste do cosseno - coluna 4), medidas sintomáticas (conjunto de medidas formado a partir da aplicação do teste de hipóteses ao conjunto de medidas suspeitas - coluna 5), conjunto de medidas sensíveis (é um conjunto de medidas os quais esperam-se que sejam identificadas como suspeitas com a má configuração de um elemento da rede - coluna 6) e finalmente, o índice de correlação via ML (última coluna), para todos os casos do sistema IEEE 30 barras Tabela 1 utilizado na pesquisa de doutorado em [1].

Tabela 1: Resultado dos índices de correlação para o sistema IEEE 30 barras [1].

| Arquivo Teste IEEE 30 Barras 01s1 | | | | | | | |
|--|------------------|--------------------------------|--|--|--|--|-------------------------------------|
| | | Teste do Cosseno 1º Estágio | | Medidas Sintomáticas | Medidas Relacionadas | Medidas Sensíveis | Índice de Correlação |
| Elemento | Erro Simulado | $\cos \theta$ | Medidas Suspeitas | STM | R_{i-j} | SSV_{i-j} | e_i |
| 25(14-15) | Exclusão | 0,9998 | P_{14}, P_{15} | P_{14}, P_{15} | P_{14}, P_{15} | P_{14}, P_{15} | $\frac{14-15 (1,00)}{12-14 (0,25)}$ |
| 24(12-16) | Exclusão | 0,9994 | P_{12}, P_{16} | P_{12}, P_{16} | P_{12}, P_{16} | P_{12}, P_{16} | $\frac{12-16 (1,00)}{12-13 (0,25)}$ |
| 41(12-15) | Inclusão | 1,0000 | t_{15-12}, t_{12-15} t_{14-12}, t_{12-14} t_{14-15}, t_{15-14} t_{20-10}, t_{10-20} t_{23-24}, t_{24-23} t_{18-15}, t_{15-18} t_{16-17}, t_{17-16} P_{12}, P_{15} t_{12-4}, t_{4-12} t_{16-12}, t_{12-16} t_{23-15}, t_{15-23} t_{18-19}, t_{19-18} | P_{12}, P_{15} t_{15-12}, t_{12-15} | P_{12}, P_{15} t_{15-12}, t_{12-15} | t_{15-12}, t_{12-15} t_{14-12}, t_{12-14} | $\frac{12-15 (0,50)}{}$ |

Pode-se notar que em cada erro simulado o elemento com o maior índice de correlação corresponde ao próprio elemento efetivamente excluído. A Tabela 2 mostra os mesmos resultados, só que agora para os casos simulados na referência [8], referentes ao sistema de 14 barras do IEEE.

Tabela 2: Resultado dos índices de correlação para o sistema IEEE 14 barras [8].

| Arquivo Teste IEEE 14 Barras | | | | | | | |
|------------------------------|------------------|--------------------------------|----------------------|-------------------------|-------------------------|----------------------|---|
| | | Teste do Cosseno 1º Estágio | | Medidas Sintomáticas | Medidas Relacionadas | Medidas Sensíveis | Índice de Correlação |
| Elemento | Erro Simulado | $\cos \theta$ | Medidas Suspeitas | STM | R_{i-j} | SSV_{i-j} | e_i |
| 3(2-3) | Exclusão | 0,9995 | P_2, P_3, t_{3-4} | P_2, P_3 | P_2, P_3 | P_3, t_{1-2} | $\frac{2-3 (0,50)}{}$ |
| 6(3-4) | Exclusão | 0,9957 | P_3, P_4, t_{2-3} | P_3, P_4 | P_3, P_4 | P_3, t_{2-3} | $\frac{3-4 (0,50)}{2-3 (0,33)}$ |
| 17(9-14) | Exclusão | 1,0000 | P_{14}, P_9 | P_{14}, P_9 | P_{14}, P_9 | P_{14}, t_{13-14} | $\frac{9-14 (0,50)}{4-7 (0,50)}$ $\frac{4-9 (0,50)}{13-14 (0,33)}$ |

Nota-se que, simulando um erro de exclusão na linha 17 existem 3 linhas cujos índices de correlação possuem o mesmo valor e o elemento configurado como errôneo está dentre um deles. Uma das explicações para a ocorrência deste fenômeno pode ser em virtude da estimação de estados ser linearizada, pois em [8] a estimação realizada é não linear o que torna o conjunto de medidas sintomáticas diferentes, podendo ser esta a interferência causada para a não detecção somente do índice e_{9-14} como errôneo, conforme [8].

Na Tabela 3 os resultados para os casos com os sistemas IEEE 30 e 14 barras simulados em [17] são apresentados.

Tabela 3: Resultado dos índices de correlação para o sistema IEEE 14 barras [8].

| Arquivo Teste IEEE 30 Barras e 14 Barras | | | | | | | |
|--|------------------------|--------------------------------|---|--|-------------------------|--|--|
| | | Teste do Cosseno 1º Estágio | | Medidas Sintomáticas | Medidas Relacionadas | Medidas Sensíveis | Índice de Correlação |
| Elemento | Erro Simulado | $\cos \theta$ | Medidas Suspeitas | STM | R_{i-j} | SSV_{i-j} | e_i |
| 2(1-3) | Exclusão ³⁰ | 0,9973 | P_1, P_3, t_{3-4} | P_1, P_3 | P_1, P_3 | P_1, t_{3-4} | $\frac{1-3 (0,5)}{1-2 (0,33)}$ $3-4 (0,33)$ $12-13 (0,33)$ |
| 2(1-5) | Exclusão ¹⁴ | 0,9908 | P_1, P_5 | P_1, P_5 | P_1, P_5 | P_1, P_5 | $\frac{1-5 (1,00)}{1-2 (0,25)}$ |
| 21(11-14) | Inclusão ¹⁴ | 1,0000 | t_{14-11}, t_{11-14} t_{9-14}, t_{14-9} t_{13-14}, t_{14-13} t_{10-11}, t_{11-10} P_{11}, P_{14}, P_9 t_{11-6}, t_{6-11} t_{9-10}, t_{10-9} t_{13-6}, t_{6-13} | t_{14-11}, t_{11-14} P_{11}, P_{14} | P_{11}, P_{14} | t_{14-11}, t_{11-14} t_{9-14}, t_{14-9} | $\frac{11-14 (0,50)}{9-14 (0,50)}$ |

Depois de calculado os índices de correlação, os ramos detectados como mal configurados (aquele correspondente ao maior índice de correlação), juntamente com suas barras terminais, determinarão a região de impacto dos erros de topologia, denominada zona de anomalia, conforme descrito no Passo 4 do algoritmo. Nas Tabelas 1, 2 e 3 pode se observar o uso do teste do cosseno como base para o cálculo das medidas sintomáticas via teste de hipóteses, ou seja, neste caso o teste do cosseno é utilizado para determinar o conjunto de medidas suspeitas utilizadas no teste de hipóteses.

Após identificadas as subestações suspeitas, para concluir a estimação de estados, a estimação passa ao segundo estágio que é a detecção, identificação e correção do erro de topologia. Um exemplo da Tabela 1 e dois exemplos da Tabela 3 serão utilizados para demonstrar os passos seguintes do algoritmo que determina a sub-rede relevante e realizam o processamento de erros de topologia via testes de colinearidade.

5.2 Simulando Erro no Sistema IEEE 30 barras e 40 ramos

5.2.1 Simulando Erro de Exclusão

Esta seção detalha a simulação do erro de exclusão referente a linha 25, conectada entre as barras 14 e 15, descrito em [1], cujos resultados referentes ao índices de correlação estão apresentados na Tabela 1. O sistema IEEE 30 barras utilizado pode ser observado na Figura 7, cujo conjunto de medidas são:

- Medidas de injeção de potência nas barras de 1 a 30 exceto nas barras de injeção nula (6,9,22,25,27,28);
- Medidas de fluxo nas linhas em ambos os extremos, t_{ij} e t_{ji} .
- No nível de subestação, o mesmo esquema de medição empregado nos ramos convencionais e para os disjuntores medição somente no lado (na).

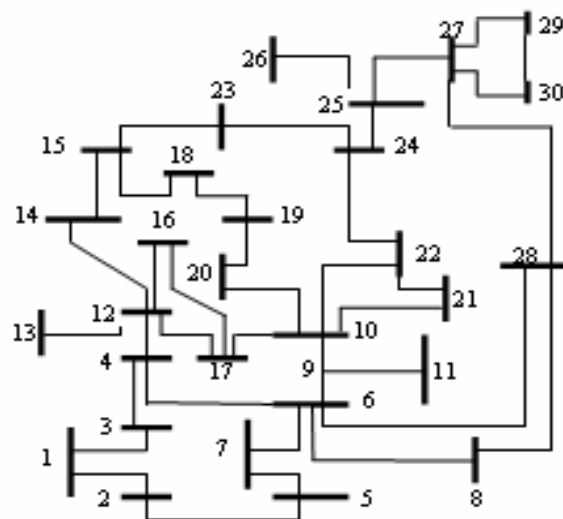


Figura 7: Sistema teste IEEE 30 barras [14].

De acordo com o algoritmo proposto o estimador é realizado em dois estágios. Os detalhes da implementação dos dois estágios são apresentados na seqüência.

1º ESTÁGIO

Conforme discutido anteriormente, no primeiro estágio a estimação de estados é realizada no nível barra-ramo. O erro de exclusão em questão foi simulado considerando-se a ausência de erros grosseiros. Assim, ao computar-se o valor dos MLN, a presença do erro é corretamente detectada pelo máximo λ^N em valor absoluto, que é superior ao limiar $\lambda_t = 3,0$, conforme Passo 2 do algoritmo.

Depois de detectado a presença do erro de topologia, é necessário obter a zona de anomalia composta pelas subestações suspeitas. Para isso, o índice de correlação via ML apresentado na Seção 4.6 foi utilizado. Os resultados referentes a essa etapa estão apresentados na Tabela 1 da seção 5.1, linha 1 da Tabela 1.

Conforme proposto no algoritmo, Passo 3, a identificação das subestações suspeitas é realizada analisando o índice de correlação. O ramo que apresentou maior índice nesta simulação foi o próprio ramo excluído (linha 25), e por isso foi selecionado como suspeito pelo algoritmo.

Ainda de acordo com o algoritmo, a zona de anomalia neste caso é formada pelo elemento considerado suspeito, bem como as subestações adjacentes a este elemento, que neste caso correspondem às subestações 14 e 15.

Com base neste resultado é necessário agora determinar a sub-rede relevante. Em primeiro lugar, realizando a expansão da rede até a sua primeira vizinhança (primeira expansão: Passo 4.1 do algoritmo) e em seguida o algoritmo de *Floyd*, visto na seção 4.7, é utilizado para garantir a ausência de ramos radiais (segunda expansão, passo 4.2 do algoritmo) caso em que para expansão a primeira vizinhança ofereça algum ramo radial.

Expandindo a zona de anomalia formada pela subestação 14 e 15 até a primeira vizinhança, nota-se que as barras 12, 23 e 18 se tornam barras de fronteira e estas são responsáveis por “ocultar” erros topológicos, porque se conectam radialmente a rede [17]. Uma maneira de contornar este problema, como descrito em [17], é conectando estas barras de fronteiras às outras barras de fronteiras e/ou internas, neste caso utilizando o algoritmo de *Floyd*.

Para que o algoritmo proposto tenha sucesso na conexão entre as barras com máxima confiabilidade, devemos considerar o valor (\inf) do caminho entre a zona de anomalia e as barras de primeira vizinhança, conforme discutido na seção 4.7 do capítulo 4, evitando desta forma que o algoritmo escolha como menor caminho a passagem pela zona de anomalia.

Aplicando o algoritmo de *Floyd*, o menor caminho obtido de 23 para 18 que não passe pela zona de anomalia é definido pelas barras 23–24–22–10–20–19–18, e o menor caminho que interliga a barra 12 para 18 é 12–4–6–10–20–19–18.

O menor caminho foi obtido da matriz $P^{(30)}$ conforme a ilustração a seguir:

| | |
|---------------------------------------|---------------------------------------|
| $Nó\ final = 18 \quad \uparrow$ | $Nó\ final = 18 \quad \uparrow$ |
| $P^{(30)}(23,18) = 19 \quad \uparrow$ | $P^{(30)}(12,18) = 19 \quad \uparrow$ |
| $P^{(30)}(23,19) = 20 \quad \uparrow$ | $P^{(30)}(12,19) = 20 \quad \uparrow$ |
| $P^{(30)}(23,20) = 10 \quad \uparrow$ | $P^{(30)}(12,20) = 10 \quad \uparrow$ |
| $P^{(30)}(23,10) = 22 \quad \uparrow$ | $P^{(30)}(12,10) = 6 \quad \uparrow$ |
| $P^{(30)}(23,22) = 24 \quad \uparrow$ | $P^{(30)}(12,6) = 4 \quad \uparrow$ |
| $P^{(30)}(23,24) = 23 \quad \uparrow$ | $P^{(30)}(12,4) = 12 \quad \uparrow$ |

A Figura 8 mostra a sub-rede relevante, onde a região circulada é a zona de anomalia determinada pelas barras 14 e 15.

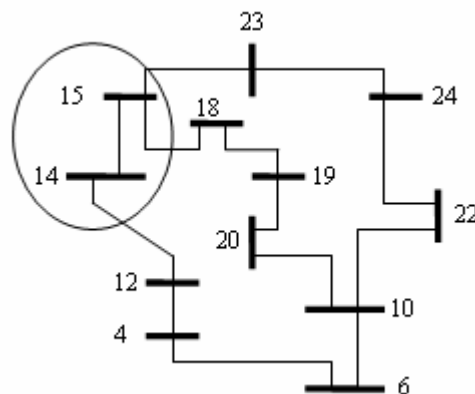


Figura 8: Sub-rede relevante do sistema IEEE 30 barras para erro de exclusão na linha 14 – 15.

Determinada a sub-rede relevante, as subestações selecionadas como suspeitas e que compõe a zona de anomalia serão detalhadas no nível de subestação (Passo 5 do

algoritmo). Supõe-se que o arranjo das subestações suspeitas 14 e 15 é representado conforme a Figura 9.

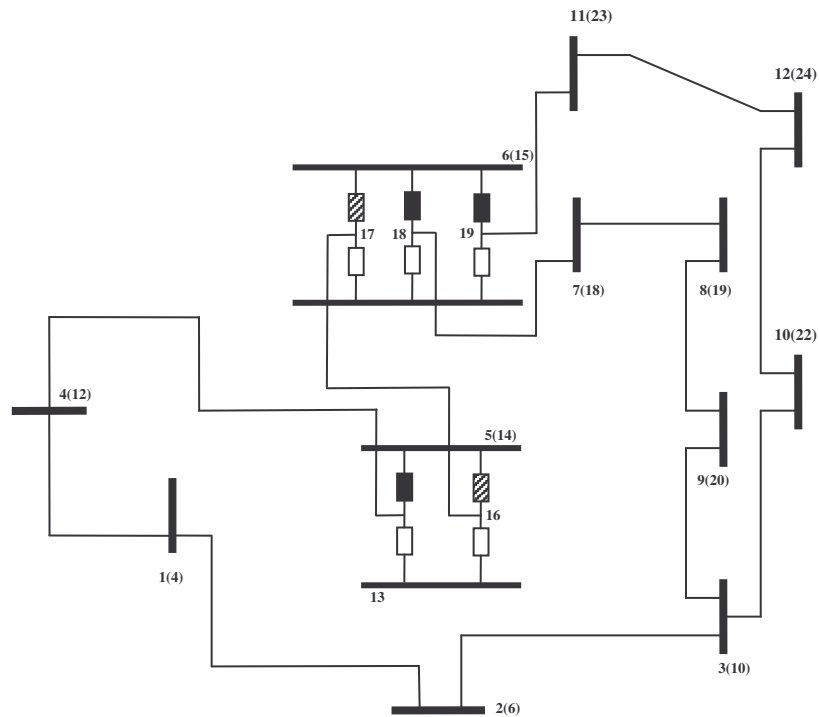


Figura 9: Representação da sub-rede relevante sistema IEEE 30 barras no nível subestação.

Pode-se notar que as barras acima foram re-enumeradas devido à representação explícita dos disjuntores que antes não eram representados, as barras originais do sistema estão entre parênteses como pode ser observado na Figura 9.

Definida a sub-rede relevante e expandindo as subestações suspeitas no nível de subestação, a estimação de estados generalizada segue para o segundo estágio que é a identificação dos erros de topologia (Passo 6 a 8 do algoritmo).

2º ESTÁGIO

O erro de exclusão referente à linha 14–15 que deveria estar em operação, foi simulado através da abertura dos disjuntores 5–15 e 6–17, Figura 9. Para identificar a má configuração destes disjuntores e estabelecer o modelo correto da rede, o teste de colinearidade proposto em [18] é aplicado neste trabalho.

A identificação dos erros de topologia baseado no teste de colinearidade é

executado em dois estágios, conforme em descrito na Seção 4.2.3. Entretanto para que o teste de colinearidade tenha um adequado desempenho, é necessário que o conjunto de informações suspeitas não contenha informações críticas e apenas um elemento de cada conjunto crítico seja mantido, pois estes dificultam a implementação do teste de colinearidade, distorcendo seus resultados.

As informações críticas e conjuntos críticos são determinados pela metodologia implementada em [31], onde o algoritmo utilizado é baseado na análise numérica do posto da matriz H [11],[12].

O resultado para o teste do cosseno aplicado ao primeiro estágio pode ser visualizado na Tabela 4. Os disjuntores, 6-18 e 6-19, fazem parte de um mesmo conjunto crítico conforme definido na Seção 3.2. Entretanto, conjuntos críticos são responsáveis por distorcer o resultado do teste do cosseno. Para contornar esta situação, escolhe-se aleatoriamente um representante de cada conjunto crítico, para permanecer no conjunto de suspeitos e em seguida o teste do cosseno pode ser aplicado, neste caso foi escolhido o disjuntor 6-18.

Tabela 4: Resultado do teste de colinearidade 1º estágio, para o sistema IEEE 30 barras linha 14-15.

| 1º Estágio do Teste de Colinearidade (Teste do Cosseno) | | | | | | |
|---|--|-------------------|---------------|--|------------------------------|---------------|
| Status Errôneo | Conjunto Suspeito $\lambda_t = 3,0$ | λ_o^N | $\cos \theta$ | Conjunto Suspeito $\lambda_t = 1,0$ | λ_o^N | $\cos \theta$ |
| 5-16 6-17 | 6-18 6-19 | 3,1676 -3,1677 | 0,0085 | 5-16 6-17 6-18 | -1,3558 -1,2921 3,1676 | 1,0000 |

Se o conjunto suspeito fosse formado somente pelos disjuntores que possuíssem o MLN maior que o limitador $\lambda_t = 3,0$, o valor do teste do cosseno seria 0,0085, o que não satisfaz a equação $\cos \theta > (1 - \varepsilon_{\cos})$ com $\varepsilon_{\cos} = 0,01$ conforme [1], isto indica que a informação errônea não faz parte do conjunto suspeito selecionado, não sendo possível detectar e nem identificar o erro de topologia. Para incluir todas as informações errôneas no conjunto de disjuntores suspeitos, foi necessário reduzir o

limiar λ_i até que a condição $\cos \theta > (1 - \varepsilon_{\cos})$ fosse satisfeita. Neste caso, o limiar teve que ser reduzido de 3,0 para 1,0, para que todas as informações errôneas fossem incluídas no conjunto dos suspeitos podendo ser verificado pelo valor do cosseno na Tabela 4.

Selecionado o conjunto suspeito, a próxima etapa é identificar o erro de topologia aplicando o 2º estágio do teste de colinearidade. Este teste é realizado removendo as informações uma a uma temporariamente do conjunto suspeito e computando o valor do cosseno. Caso o valor seja muito diferente do cosseno computado no 1º estágio, a informação é dita como errônea. Caso contrário, ao retirar-se uma informação e o cosseno se mantiver próximo do cosseno calculado no 1º estágio esta informação está livre de erro. Portanto, esta deve ser excluída do conjunto suspeito. Este processo prossegue até que todas as informações errôneas sejam identificadas. O resultado para o 2º estágio do teste de colinearidade pode ser visualizado na Tabela 5.

Tabela 5: Resultado do teste de colinearidade 2º estágio, para o sistema IEEE 30 barras linha 14-15.

| 2º Estágio do Teste de Colinearidade (Teste do Cosseno) | | |
|---|---------------|-------------------------------------|
| Disjuntor Removido Temporariamente do Conjunto Suspeito | $\cos \theta$ | Removido do Conjunto Suspeito |
| 5-16 | 0,0086 | Não |
| 6-17 | 0,0087 | Não |
| 6-18 | 1,0000 | Sim |

Conforme o resultado da Tabela 5 é possível observar claramente que a restrição operacional no qual traduz o *status* dos disjuntores 5-16 e 6-17 como abertos está incorreto, isto pode ser concluído a partir do valor do $\cos \theta$ que mostrou-se sensível com a retirada das informações errôneas satisfazendo a condição $\cos \theta < (1 - \varepsilon_{\cos})$.

5.3 Simulando Erro no Sistema IEEE 14 barras e 20 ramos

5.3.1 Simulando Erro de Inclusão

Esta seção detalha a simulação do erro de inclusão referente a linha 21, conectada entre as barras 11 e 14, o qual se encontra fora de operação, mas indevidamente foi incluída no modelo de estimação de estados conforme descrito em [17]. Os resultados referentes aos índices de correlação para este caso são representados na Tabela 3. O sistema IEEE 14 barras juntamente com seu plano de medição pode ser observado na Figura 10, cujo o conjunto de medidas são:

- Medidas de injeção de potência nas barras de 1 a 14 exceto na barra de injeção nula (7,8) onde;
- Medidas de fluxo nas linhas em ambos os extremos, t_{ij} e t_{ji} ;

No nível de subestação o mesmo esquema de medição empregado nos ramos convencionais e para os disjuntores medição somente no lado (na).

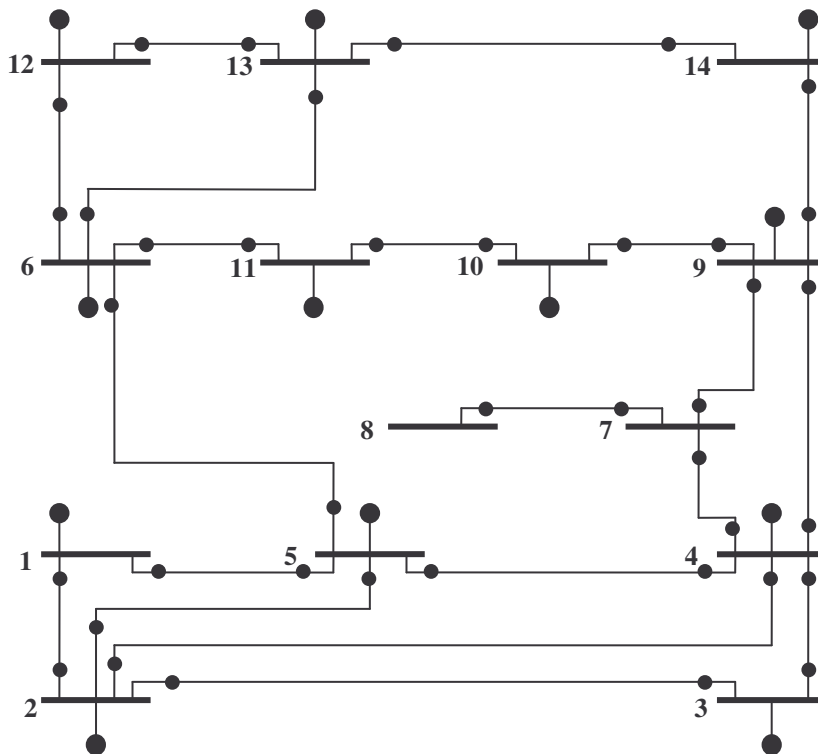


Figura 10: Sistema IEEE 14 barras juntamente com seu plano de medição.

1º ESTÁGIO

Similar o erro de exclusão, na ausência de erros grosseiros, a presença de erros de topologia é detectada utilizando os MLN. Ou seja, o máximo valor em módulo do MLN for maior que 3,0, é detectada a presença de erros de topologia.

Com base nos resultados na Tabela 3, verifica-se que a linha 11–14 está entre os maiores índices de correlação juntamente com a linha 9–14, portanto selecionando a linha 11–14 como suspeita de má configuração, as subestações 11 e 14 adjacentes a este ramo serão selecionadas como suspeitas [17]. Neste caso as barras 11 e 14 juntamente com a linha 11–14 pertencerão à zona de anomalia. Expandindo até sua primeira vizinhança observa-se que não é preciso utilizar o algoritmo de *Floyd*, já que expandindo até sua primeira vizinhança, todas as barras são barras internas a sub-rede relevante como pode ser observado na Figura 11.

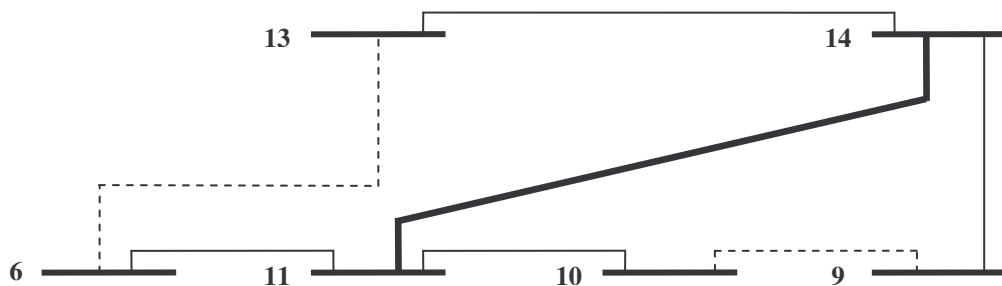


Figura 11: Sistema IEEE 14 barras reduzido com as subestações 11 e 14 suspeitas e a inclusão da linha 11-14.

2º ESTÁGIO

A inclusão da linha 11–14 que deveria estar fora de operação, foi simulada através do fechamento dos disjuntores 4–11 e 6–12 na Figura 12.

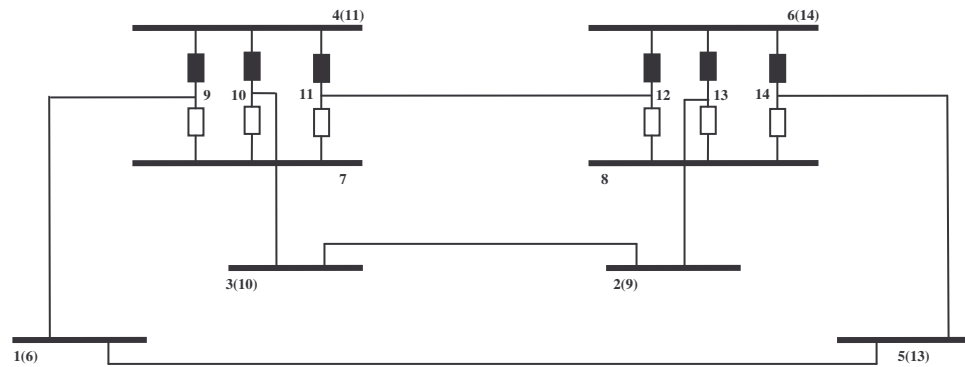


Figura 12: Representação da sub-rede relevante sistema IEEE 14 barras no nível subestação.

Aplicando o teste de colinearidade em seu primeiro estágio obtemos a Tabela

6.

Tabela 6: Resultado do teste de colinearidade 1º estágio, para o sistema IEEE 14 barras linha 11-14.

| 1º Estágio do Teste de Colinearidade (Teste do Cosseno) | | | |
|---|--|---------------|---------------|
| Status Errôneo | Conjunto Suspeito $\lambda_t = 3,0$ | λ_o^N | $\cos \theta$ |
| 4 – 11 | 4 – 10 | 61,0327 | 0,9999 |
| 6 – 12 | 6 – 13 | -61,0327 | |
| | 4 – 11 | 126,6653 | |
| | 4 – 9 | -164,9210 | |
| | 6 – 14 | -169,2308 | |
| | 6 – 12 | -192,3544 | |

Analisando o resultado da Tabela 6 não foi necessário abaixar o limiar λ_t para que todas as informações errôneas fizessem parte do conjunto suspeito, isso se deve ao fato de que todas as informações errôneas fazem parte do conjunto suspeito cujo MLN em módulo é maior que o limiar determinado ($\lambda_t > 3,0$). Depois de selecionado o conjunto suspeito o teste de colinearidade vai para o segundo estágio, onde as informações deste conjunto são removidas uma a uma do conjunto suspeito e o valor

do $\cos \theta$ é computado conforme a Tabela 7.

Tabela 7: Resultado do teste de colinearidade 2º estágio, para o sistema IEEE 14 barras linha 11-14.

| 2º Estágio do Teste de Colinearidade (Teste do Cosseno) | | |
|---|---------------|-------------------------------------|
| Disjuntor Removido Temporariamente do Conjunto Suspeito | $\cos \theta$ | Removido do Conjunto Suspeito |
| 4-10 | 0,9999 | Sim |
| 4-11 | 0,8387 | Não |
| 4-9 | 0,9999 | Sim |
| 6-14 | 0,9999 | Sim |
| 6-12 | 0,7260 | Não |

Nota-se claramente pelo resultado da Tabela 7 que a restrição operacional no qual traduz o *status* dos disjuntores 4-11 e 6-12 como fechados estão incorretos, esta conclusão é obtida analisando o valor do $\cos \theta$ que mostrou-se sensível a retirada das informações errôneas fazendo com que dois valores calculados do cosseno satisfizesse a condição $\cos \theta < (1 - \varepsilon_{\cos})$, indicando assim quais os disjuntores identificados como errôneos.

5.3.2 Simulando Erro de Exclusão

Para simular o erro de exclusão descrito em [17], foi escolhido para simulação a linha 2 conectado entre as barras 1 e 5. O sistema IEEE 14 barras juntamente com seu plano de medição, pode ser observado na Figura 10. O plano de medição considerado é o mesmo que foi utilizado para o erro de inclusão no item (6.3.1).

1º ESTÁGIO

Com base na Tabela 3 o maior índice de correlação via ML refere-se ao ramo excluído, então as subestações adjacentes a este ramo, bem como o ramo irão compor

a zona de anomalia.

Expandindo a zona de anomalia formada pela subestação 1 e 5 até a primeira vizinhança, nota-se que a barra 6 será uma barra de fronteira e estas são responsáveis por “ocultar” erros topológicos. Aplicando o algoritmo de *Floyd* a Figura 6 representa a sub-rede relevante para o erro de exclusão do ramo 1–5. Expandindo as subestações 1 e 5 no nível de subestação obtemos a Figura 13.

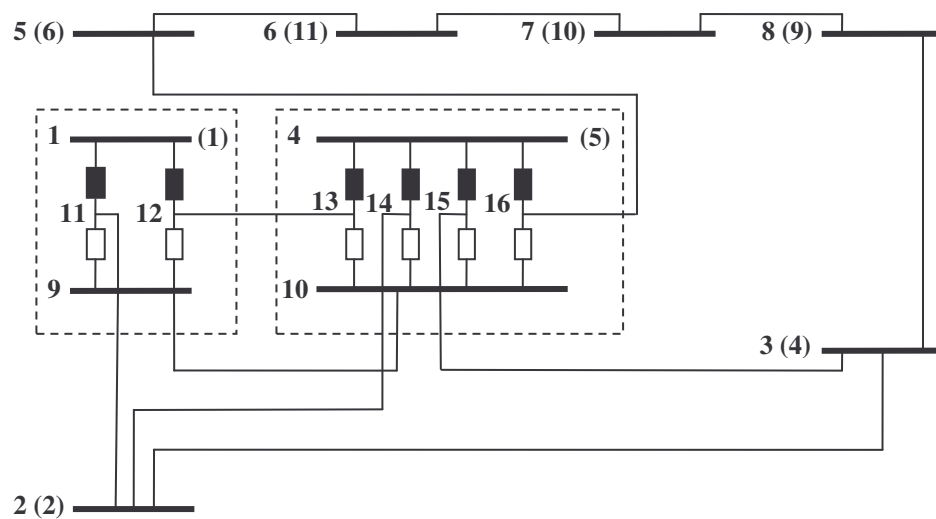


Figura 13: Sistema IEEE 14 barras no nível de subestação.

As barras acima foram re-enumeradas devido à representação explícita dos disjuntores, os números entre parênteses correspondem às barras do sistema original dado pela Figura 10. Depois de identificada a sub-rede relevante, parte-se para o segundo estágio da estimação de estados.

2º ESTÁGIO

O erro de exclusão referente à linha 1–5, que deveria estar em operação, foi simulado através da abertura dos disjuntores 1–12 e 4–13, Figura 13. O conjunto dos disjuntores selecionados como suspeitos é formado pelos disjuntores com MLN maiores que 3,0 conforme [1],[11], então o teste de colinearidade é aplicado para a

identificação dos disjuntores errôneos. Observando a Tabela 8, se o conjunto suspeito fosse formado somente pelos disjuntores com MLN maior que 3,0, os disjuntores errôneos não fariam parte deste conjunto e quando o teste de colinearidade fosse aplicado, o valor do cosseno não satisfaria $\cos \theta > (1 - \varepsilon_{\cos})$, deste modo, foi necessário reduzir o limiar λ_i até que a condição $\cos \theta > (1 - \varepsilon_{\cos})$ fosse satisfeita e que todas as informações errôneas fizessem parte do suspeito. Neste caso, conforme a Tabela 8 o limiar teve que ser reduzido de 3,0 para 2,5.

Tabela 8: Resultado do teste de colinearidade 1º estágio, para o sistema IEEE 14 barras linha 1-5.

| 1º Estágio do Teste de Colinearidade (Teste do Cosseno) | | | |
|---|--|---------------|---------------|
| Status Errôneo | Conjunto Suspeito $\lambda_i = 2,5$ | λ_o^N | $\cos \theta$ |
| 1-12 | 4-14 | -77,2643 | 1,0000 |
| 4-13 | 4-15 | 86,9233 | |
| | 4-16 | -46,6829 | |
| | 1-12 | -2,6343 | |
| | 4-13 | -2,8401 | |

Aplicando o segundo estágio do teste de colinearidade obtém-se como resultado a Tabela 9.

Tabela 9: Resultado do teste de colinearidade 1º estágio, para o sistema IEEE 14 barras linha 1-5.

| 2º Estágio do Teste de Colinearidade (Teste do Cosseno) | | |
|---|---------------|-------------------------------------|
| Disjuntor Removido Temporariamente do Conjunto Suspeito | $\cos \theta$ | Removido do Conjunto Suspeito |
| 4 – 14 | 1,0000 | Sim |
| 4 – 15 | 1,0000 | Sim |
| 4 – 16 | 1,0000 | Sim |
| 1 – 12 | 0,0667 | Não |
| 4 – 13 | 0,0667 | Não |

Nota-se claramente que mais uma vez o teste do cosseno teve êxito na identificação do erro de topologia, a restrição operacional, que traduz o *status* dos disjuntores 1–12 e 4–13 como fechados, estão incorretos. Esta conclusão é realizada verificando o valor do cosseno que mostrou-se sensível a retirada das informações errôneas do conjunto de informações selecionadas como suspeitas, satisfazendo a condição $\cos \theta < (1 - \varepsilon_{\cos})$.

5.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos com a implementação dos índices de correlação via ML, para a identificação da região de impacto dos erros grosseiros, bem como, a determinação da sub-rede relevante utilizando o algoritmo de *Floyd*, em seguida a estimação prossegue com a identificação dos erros de topologia via teste do cosseno.

Com base nos resultados apresentados neste capítulo, pode ser comprovado que a técnica proposta para a identificação da zona de impacto dos erros de topologia, bem como, a determinação de uma sub-rede reduzida a partir da região de impacto através do algoritmo proposto, foi satisfatória. Esse trabalho serviu para salientar o quanto é robusta a técnica baseada na análise geométrica dos ML proposta em [1], que

foi utilizado tanto em sua forma convencional, na identificação dos erros de topologia no segundo estágio da estimação, quanto na seleção de um pré-conjunto para a determinação das subestações suspeitas no primeiro estágio da estimação de estados.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho introduz uma nova abordagem para calcular os índices de correlação bem como determinar a sub-rede relevante visando uma melhora nos algoritmos de identificação dos erros de topologia via MLN. O objetivo deste trabalho foi obter as subestações suspeitas utilizando o método que envolve a interpretação geométrica dos ML, já que este vem se difundindo cada vez mais na literatura sobre estimação de estados.

Diversos trabalhos têm sido propostos realizando a estimação de estados em dois estágios, aonde os usos dos MLN na maioria de suas aplicação são feitos para detecção e identificação de chaves ou disjuntores suspeitos no segundo estágio da estimação generalizada. Porém, poucos trabalhos são relacionados à identificação de subestações suspeitas no primeiro estágio, e os que fazem, utilizam técnicas de detecção e identificação das subestações suspeitas baseadas na análise do resíduo normalizado.

O intuito desta dissertação é uniformizar o uso dos MLN em todo o processo de estimação de estados desde a seleção das subestações suspeitas no primeiro estágio até a identificação dos erros no segundo estágio, para que não seja necessário manipular resíduos normalizados alternando para os MLN como aplicado em [11]. Além disso, métodos baseados nas técnicas dos resíduos normalizados para a identificação de erros grosseiros, bem como erros de topologia, necessitam do cálculo da matriz de sensibilidade dos resíduos normalizados, o qual depende de elementos da matriz de covariância dos resíduos dados por $(H^T R^{-1} H)$, o que torna oneroso computacionalmente quando aplicado em tempo real a grande sistemas.

Inspirado em [17] e na metodologia de análise da sensibilidade dos resíduos normalizados proposto em [8], e ainda baseado na equivalência entre os resíduos normalizados e o MLN formalizado em [7], foi possível reescrever os índices de correlação de uma maneira diferente da usual a partir da matriz de covariância dos ML. A matriz de sensibilidade, que antes era calculada pela matriz de covariância dos resíduos, passou a ser calculado pela matriz de covariância dos ML obtida diretamente

do método de *Tableau*, o que reduz em muito as operações e manipulações de matrizes como o cálculo de $(H^T R^{-1} H)$.

Os resultados apresentados nas Tabelas 1, 2 e 3 comprovam a eficácia desta ferramenta proposta para a identificação das subestações suspeitas no primeiro estágio da estimação de estados generalizada. Entretanto, existem casos, quando comparados com a literatura [8], onde houve discrepâncias em alguns valores calculados dos índices de correlação. Isto possivelmente deve-se a diferença entre os modelos utilizados, o que impacta no plano de medição, já que neste caso a estimação é feita de forma linearizada ao contrário daquela apresentada em [8], onde a estimação é realizada sobre o modelo não linear da rede.

Neste trabalho, outras contribuições foram possíveis como: a utilização do teste do cosseno no primeiro estágio da estimação garantindo que as medidas selecionadas como suspeitas contêm a informação errônea, facilitando a aplicação do teste de hipóteses, proposto para o cálculo do conjunto de medidas sintomáticas. A aplicação de técnicas dos grafos foi muito explorada nesta dissertação o que forneceu subsídios para a determinação de ilhas e/ou barras isoladas do sistema através do algoritmo de Kruskal e a formação da sub-rede relevante através do algoritmo de *Floyd* que comparado com [17] mostrou-se muito satisfatório para a redução de redes elétricas, que posteriormente serão aplicadas no segundo estágio da estimação de estados.

Para finalizar a identificação dos erros de topologia e comprovar a eficácia das técnicas propostas, depois de identificado as subestações suspeitas, determinado a sub-rede relevante e modelado as subestações suspeitas no nível de subestação, o método do cosseno baseado na colinearidade entre os ML e as colunas da matriz de covariância correspondente foi aplicado para identificar as chaves e ou disjuntores suspeitos.

6.1 Sugestões para Trabalhos Futuros

Como sugestões para trabalhos futuros podemos citar:

- Implementar a metodologia do cálculo dos índices de correlação via ML no modelo AC.
- Utilizar o algoritmo Dijkstra, para determinar o menor caminho entre as barras de fronteiras e/ou barras internas, sendo este uma alternativa para o algoritmo de *Floyd e Flament*.
- Desenvolver uma técnica capaz para diferenciar erros grosseiros de erros de topologia no nível barra-ramo.
- Estender o teste do cosseno, para identificar erros grosseiros via testes de hipóteses [2], [3], [4], [5].

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] E. M. Lourenço. “Análise de observabilidade e identificação de erros de topologia na estimação de estados generalizada”. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, 2001.
- [2] L. Mili, T. Van Cutsem. “Implementation of the hypothesis testing identification in power system state estimation”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 3(3): 887–893, Aug. 1988.
- [3] L. Mili, M. G. Cheniae, P. J. Rousseeuw. “Identification of multiple interacting bad data via power system decomposition”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 3(3): 887–893, Aug. 1988.
- [4] L. Mili, T. Van Cutsem, M. Ribblens-Pavella. “Hypothesis testing identification: a new method for bad data analysis in power system state estimation”. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, 104(11): 3239–3252, Nov. 1984.
- [5] L. Mili, T. Van Cutsem, M. Ribblens-Pavella. “Bad data identification in power state estimation – A comparative study”. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-104(11): 3037–3049, Nov. 1985.
- [6] A. Abur, H. Kim, and M. K. Çelik. “Identifying the Unknown Circuit Breaker Statuses in Power Networks”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 10(4):2029–2037, Nov. 1995.
- [7] F. Vieira. “Identificação de erros de topologia em sistemas de potência através de métodos ortogonais e testes de hipóteses”. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, 2001.
- [8] A. Simões Costa, J. A. Leão. “Identification of topology errors in power system state estimation”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 8(4): 1531–1538, Nov. 1993.
- [9] K. A. Clements, P. W. Davis. “Detection and identification of topology errors in electric power systems”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 3(4): 1748–1753, July 1988.

- [10] F. F. Wu, W. E. Liu. “Detection of topology errors by state estimation”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 4(1): 1748–1753, February 1989.
- [11] A. Monticelli, A. Garcia. “Modeling zero impedance branches in power systems state estimation”. *IEEE/PES Winter Meeting*, 8(1):364-370, Jan. 1991.
- [12] A. Monticelli. “The impact of modeling short circuits branches in state estimation”. *IEEE Trans. On Power Systems*, 8(1):364-370, Feb. 1993.
- [13] A. Gjelsvik, S. Aam, L. Holten. “Hachtel’s augmented matrix method – A rapid method improving numerical stability in power system static state estimation”. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-104(11): 2987–2993, February 1985.
- [14] K. A. Clements, A. S. Costa. “Topology error identification using normalized Lagrange multipliers”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 13(2): 347–353, May 1998.
- [15] E. M. Lourenço, K. A. Clements, A. S. Costa. “Geometrically-based hypothesis testing for topology error identification ”. *14th Power Systems Computation Conference, Seville, Spain*, session 37, paper 4, Jun. 2002.
- [16] E. M. Lourenço, K. A. Clements, A. S. Costa, R. A. Cernev. “Bayesian-based hypothesis testing for topology errors identification in generalized state estimation”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 19(2): 1206–1215, May 2004.
- [17] L. Colzani. “Determinação de Sub-Redes Relevantes para a Identificação de Erros de Topologia em Sistemas de Potência”. *Dissertação de Mestrado, Univerisidade Federal de Santa Catarina*, Fevereiro, 2001.
- [18] E. M. Lourenço, K. A. Clements, A. S. Costa, R. A. Cernev. “A topology error identification method directly based on collinearity tests”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 21(4): 1920–1929, Nov. 2006.
- [19] E. M. Lourenço, A. S. Costa. “Identificação de erros de topologia via multiplicadores de lagrange normalizados e testes de hipóteses”. *Revista Controle & Automação*, 14(2): 166–175, Jun. 2003.
- [20] A. Monticelli. “Fluxo de carga em redes de energia elétrica”. Editora Edgard Blücher, 1983.

- [21] R. Ribeiro Pinto Jr. “Fluxo de potência em redes modeladas no nível de subestação”. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil, 2005.
- [22] E. M. Lourenço, A. S. Costa, R. Ribeiro Pinto Jr. “Power flow at substation level using newton-raphson’s method”. *X Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning*, SP-068, May 2006.
- [23] K. A. Clements, P. W. Davis. “Multiple bad data detectability and identifiability: A geometric approach”. *IEEE Trans. on Power Systems*, PWRD-1(3): 355–360, July 1986.
- [24] N. Vempati, C. Silva, O. Alsaç, B. Stott. “Topology Estimation”. *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 1: 806-810, Jun. 2005.
- [25] E. M. Lourenço, A. S. Costa. “Identificação de erros de topologia via multiplicadores de lagrange normalizados e testes de hipóteses”. *Congresso Brasileiro de Automática*, Set. 2000.
- [26] A. S. Costa, R. S. Salgado, L. J. B. “Análise de segurança de Sistemas de Potência – Notas de Aula”. Pós-Graduação em Engenharia Elétrica –UFSC, 1999.
- [27] A. Gómez-Expósito, A. V. Jáen. “Implicitly constrained substation model for state estimation”. *IEEE Trans. on Power Systems*, 17(3): 850–856, Aug. 2002.
- [28] A. Monticelli. “Modeling Circuit Breakers on Weighted Least Squares State Estimation”. *IEEE Trans. On Power Systems*, 8(1):364-370, Feb. 1993.
- [29] A. Monticelli. “State Estimation in Electric Power Systems”. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [30] R. M. Sampaio. “Estudo e Implementação de Algoritmos de Roteamento”. Trabalho de Graduação. Instituto Tecnológico da Aeronáutica, São José dos Campos, Brasil, 1998.
- [31] L. B. Souza. “Estimação de Estados Generalizada com Processamento de Erros em Medidas e Topologia”. *Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Paraná*, Novembro de, 2007.

APÊNDICE

Arquivo teste IEEE 14 barras na forma linearizada.

Tabela 10: Dados de barra para o sistema IEEE 14 barras.

| BARRA | TIPO | TENSÃO | ÂNGULO | P_G | P_C | ip |
|-------|------|--------|--------|-------|-------|----|
| 1 | 0 | 1.0 | 0.0 | 2.324 | 0.00 | 1 |
| 2 | 1 | 1.0 | 0.0 | 0.4 | 0.217 | 1 |
| 3 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.942 | 1 |
| 4 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.478 | 1 |
| 5 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.076 | 1 |
| 6 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.112 | 1 |
| 7 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.00 | 0 |
| 8 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.00 | 0 |
| 9 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.295 | 1 |
| 10 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.09 | 1 |
| 11 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.035 | 1 |
| 12 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.061 | 1 |
| 13 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.135 | 1 |
| 14 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.149 | 1 |

Tabela 11: Dados de linha para o sistema IEEE 14 barras.

| BARRA (DE) | BARRA (PARA) | x | it |
|-----------------------|-------------------------|----------|-----------|
| 1 | 2 | 0.05917 | 1 |
| 1 | 5 | 0.22304 | 1 |
| 2 | 3 | 0.19797 | 1 |
| 2 | 4 | 0.17632 | 1 |
| 2 | 5 | 0.17388 | 1 |
| 3 | 4 | 0.17103 | 1 |
| 4 | 5 | 0.04211 | 1 |
| 4 | 7 | 0.20912 | 1 |
| 4 | 9 | 0.55618 | 0 |
| 5 | 6 | 0.25202 | 1 |
| 6 | 11 | 0.19890 | 1 |
| 6 | 12 | 0.25581 | 1 |
| 6 | 13 | 0.13027 | 1 |
| 7 | 8 | 0.17615 | 1 |
| 7 | 9 | 0.11001 | 1 |
| 9 | 10 | 0.08450 | 1 |
| 9 | 14 | 0.27038 | 1 |
| 10 | 11 | 0.19207 | 1 |
| 12 | 13 | 0.19988 | 0 |
| 13 | 14 | 0.34802 | 1 |

Arquivo teste IEEE 30 barras na forma linearizada.

Tabela 12: Dados de barra para o sistema IEEE 30 barras.

| BARRA | TIPO | TENSÃO | ÂNGULO | P_G | P_C | ip |
|--------------|-------------|---------------|---------------|----------------------|----------------------|-----------|
| 1 | 0 | 1.0 | 0.0 | 2.60 | 0.0 | 1 |
| 2 | 1 | 1.0 | 0.0 | 0.4 | 0.217 | 1 |
| 3 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.024 | 1 |
| 4 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.076 | 1 |
| 5 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.942 | 1 |
| 6 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 7 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.228 | 1 |
| 8 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.30 | 1 |
| 9 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 10 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.058 | 1 |
| 11 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 12 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.112 | 1 |
| 13 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1 |
| 14 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.062 | 1 |
| 15 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.082 | 1 |
| 16 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.035 | 1 |
| 17 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.090 | 1 |
| 18 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.032 | 1 |
| 19 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.095 | 1 |
| 20 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.022 | 1 |
| 21 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.175 | 1 |
| 22 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 23 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.032 | 1 |
| 24 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.087 | 1 |
| 25 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 26 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.035 | 1 |
| 27 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 28 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0 |
| 29 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.024 | 1 |
| 30 | 2 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.106 | 1 |

Tabela 13: Dados de linha para o sistema IEEE 30 barras.

| BARRA (DE) | BARRA (PARA) | x | it |
|-----------------------|-------------------------|----------|-----------|
| 1 | 2 | 0.0575 | 3 |
| 1 | 3 | 0.1652 | 3 |
| 2 | 4 | 0.1737 | 3 |
| 2 | 5 | 0.1983 | 3 |
| 2 | 6 | 0.1763 | 3 |
| 3 | 4 | 0.0379 | 3 |
| 4 | 6 | 0.0414 | 3 |
| 4 | 12 | 0.2560 | 3 |
| 5 | 7 | 0.1160 | 3 |
| 6 | 7 | 0.0820 | 3 |
| 6 | 8 | 0.0420 | 3 |
| 6 | 9 | 0.2080 | 3 |
| 6 | 10 | 0.5560 | 3 |
| 6 | 28 | 0.0599 | 3 |
| 8 | 28 | 0.2000 | 3 |
| 9 | 10 | 0.1100 | 3 |
| 9 | 11 | 0.2080 | 3 |
| 10 | 17 | 0.0845 | 3 |
| 10 | 20 | 0.2090 | 3 |
| 10 | 21 | 0.0749 | 3 |

| | | | |
|----|----|--------|---|
| 10 | 22 | 0.1499 | 3 |
| 12 | 13 | 0.1400 | 3 |
| 12 | 14 | 0.2559 | 3 |
| 12 | 15 | 0.1304 | 3 |
| 12 | 16 | 0.1987 | 3 |
| 14 | 15 | 0.1997 | 3 |
| 15 | 18 | 0.2185 | 3 |
| 15 | 23 | 0.2020 | 3 |
| 16 | 17 | 0.1923 | 3 |
| 18 | 19 | 0.1292 | 3 |
| 19 | 20 | 0.0680 | 3 |
| 21 | 22 | 0.0236 | 3 |
| 22 | 24 | 0.1790 | 3 |
| 23 | 24 | 0.2700 | 3 |
| 24 | 25 | 0.3292 | 3 |
| 25 | 26 | 0.3800 | 3 |
| 25 | 27 | 0.2087 | 3 |
| 27 | 28 | 0.3960 | 3 |
| 27 | 29 | 0.4153 | 3 |
| 27 | 30 | 0.6027 | 3 |
| 29 | 30 | 0.4533 | 3 |